



TITLE:

医用画像データの3次元領域抽出と  
その表示に関する研究(  
Dissertation\_全文)

AUTHOR(S):

関口, 博之

---

CITATION:

関口, 博之. 医用画像データの3次元領域抽出とその表示に関する研究.  
京都大学, 2004, 博士(情報学)

ISSUE DATE:

2004-03-23

URL:

<https://doi.org/10.14989/doctor.r11482>

RIGHT:

# 医用画像データの3次元領域抽出と その表示に関する研究

関口 博之

# 医用画像データの3次元領域抽出と その表示に関する研究

関口博之

# 目 次

第1章 序論 .....	1
1.1. 本研究の背景 .....	1
1.2. 本研究の内容 .....	2
1.3. 本論文の構成 .....	3
第2章 3次元表示処理 .....	4
2.1. まえがき .....	4
2.2. 3次元像の生成 .....	4
2.2.1. 陰面消去 .....	5
2.2.2. 陰影付け .....	6
2.3. ボリュームレンダリング .....	9
2.3.1. グレイレベルグラジェント .....	9
2.3.2. ボクセル反射光の積算 .....	11
2.4. 視点変更 .....	15
2.4.1. 3次元座標変換 .....	15
2.4.2. 3次元補間処理 .....	15
2.5. 3次元表示処理の高速化 .....	18
2.5.1. 高速化のための留意点 .....	18
2.5.2. Zバッファ作成の高速化 .....	19
2.5.3. 最近傍近似により求めた3次元像の画質改善 .....	21
2.5.4. 線形補間の高速化 .....	23
2.5.5. メモリアクセス削減による高速化 .....	24
2.6. サーフェスボクセルリストの利用 .....	25
2.6.1. ボクセルリストの作成 .....	25
2.6.2. サーフェスボクセルリストの高速化効果 .....	26
2.7. ポリゴンベースのレンダリング .....	27
2.7.1. マーチング・キューブ法 .....	27
2.8. むすび .....	29
第3章 領域抽出 .....	30
3.1. まえがき .....	30
3.2. 従来の領域抽出手法 .....	30
3.2.1. しきい値処理 .....	30
3.2.2. エッジ抽出 .....	31
3.2.3. リージョングローイング .....	32



3.2.4. 提案手法の概要 .....	33
<b>3.3. リージョングローイング .....</b>	<b>34</b>
3.3.1. 隣接点の取り方 .....	34
3.3.2. 拡張条件 .....	34
3.3.3. はみ出しの発生要因と対処法 .....	37
<b>3.4. はみだし領域の削除手法 .....</b>	<b>38</b>
3.4.1. はみ出し領域の修正 .....	38
3.4.2. スライスを用いた連結部探索 .....	39
3.4.3. 抽出履歴データ .....	40
<b>3.5. 連結部の自動探索 .....</b>	<b>42</b>
3.5.1. 拡張点数推移からの連結部の特定 .....	42
3.5.2. 逆リージョングローイングにおける拡張促進 .....	44
3.5.3. 連結部の判定方法 .....	46
3.5.4. 複数のはみ出しへの対処 .....	50
3.5.5. 削除連結部確認のためのリージョングローイング .....	52
3.5.6. 連結部の削除 .....	53
3.5.7. 本抽出手法のまとめ .....	54
<b>3.6. 3次元モニタ .....</b>	<b>56</b>
3.6.1. 抽出対象領域の指定 .....	56
3.6.2. リージョングローイングのモニタリング .....	57
3.6.3. 逆リージョングローイング開始点指定 .....	59
3.6.4. 連結部削除の確認 .....	60
3.6.5. 抽出領域の格納と表示 .....	60
<b>3.7. むすび .....</b>	<b>62</b>
<b>第4章 データ適用例 .....</b>	<b>63</b>
<b>4.1. まえがき .....</b>	<b>63</b>
<b>4.2. 頭部MRIデータ(I) .....</b>	<b>64</b>
4.2.1. スライス間の輝度補正 .....	64
4.2.2. 脳領域の抽出 .....	66
4.2.3. 拡張条件と抽出領域 .....	67
4.2.4. 拡張条件の効率的な設定法 .....	69
4.2.5. ノイズ除去処理の効果 .....	70
<b>4.3. 頭部MRIデータ(II) .....</b>	<b>74</b>
4.3.1. スライス補間 .....	74
4.3.2. 灰白質と白質の抽出 .....	75
4.3.3. 抽出結果と考察 .....	76
<b>4.4. 頭部MRIデータ(III) .....</b>	<b>77</b>
4.4.1. 脳領域の抽出 .....	77
4.4.2. 他の領域の抽出 .....	80
4.4.3. 脳血管の抽出と表示 .....	82
<b>4.5. 手領域MRIデータ .....</b>	<b>83</b>

4.5.1. 骨領域の抽出 .....	83
4.5.2. 腱の抽出 .....	84
<b>6. 頭部X線CTデータ .....</b>	<b>87</b>
4.6.1. 頭蓋骨領域の抽出 .....	87
4.6.2. 脳領域の抽出 .....	88
<b>7. 腹部X線CTデータ .....</b>	<b>89</b>
4.7.1. 大動脈の抽出 .....	89
4.7.2. その他の臓器の抽出 .....	91
<b>8. むすび .....</b>	<b>91</b>
<b>第5章 血管領域の抽出 .....</b>	<b>92</b>
1. まえがき .....	92
2. MIP による血管領域表示 .....	92
3. 血管領域の抽出 .....	93
5.3.1. リージョングローイングの問題点 .....	93
5.3.2. 枝単位のリージョングローイング .....	94
5.3.3. 連結領域の判別処理 .....	95
5.3.4. 拡張条件の局所的(動的)変更 .....	96
5.3.5. 拡張経路の途切れ対策 .....	99
4. 評価手法 .....	100
5.4.1. 血管抽出領域の評価 .....	100
5. 適用例 .....	102
5.5.1. 実験手順 .....	103
5.5.2. 抽出不足量の評価 .....	103
5.5.3. 抽出過剰量の評価 .....	105
5.5.4. 抽出誤差の総合評価 .....	105
5.5.5. 処理時間の検討 .....	106
5.5.6. 処理結果画像 .....	107
<b>6. むすび .....</b>	<b>107</b>
<b>第6章 結論 .....</b>	<b>109</b>
<b>附辞 .....</b>	<b>112</b>
<b>参考文献 .....</b>	<b>113</b>
<b>関連発表 .....</b>	<b>116</b>

# 第1章 序論

## 1.1. 本研究の背景

20世紀初頭におけるレントゲン撮影法の発明により、体を切開することなく疾患部を観察することが初めて可能になった。20世紀後半には、超音波断層撮影やX線CTによる体内断層像が得られるようになり、さらに、MRIやPET・SPECTなどの新しい撮像機器の出現によって、血流や代謝などの機能情報も画像化されるに至った。今日の高度な診断・治療技術はこれらの多様な医用画像の存在に負うところが大きい。

病変部の詳細な観察には、他の組織に遮られることなく対象部位を表示できる、X線CT像やMRI断層像が通常用いられる。ただし、一枚の断層像に表示される領域は対象部位のごく一部にしか過ぎないため、診断の際には様々な位置、角度から撮像した多数枚の断層像を読影しなければならない。また、対象部位の3次元構造はこれら複数の断層像から推測するしかなく、医師の主観、読影力や経験への依存度も高い。3次元像は体内組織をありのままに表示するという点では断層像に及ばないものの、多数枚の断層像の情報を1枚の画像に集約できること、3次元構造の把握が容易になるという利点から、レントゲン像や断層像の欠点を補う診断用画像として高い期待が寄せられている。

体内臓器の3次元表示は、3次元データ、データ処理装置、画像処理アルゴリズムの3要素が揃って初めて可能となる。3次元データは基本的にX線CTやMRIにより得られた断層像を積み重ねることで構築されるが、これまでは位置精度、撮影時間、被爆量などの制約から、スライス方向に十分な解像度を得ることが難しかった。しかし、ヘリカルスキャンCTの実用化や、MRI撮像シーケンスの改良などにより、高精細な3次元データを実用時間内に取得することは、もはや困難なことではない。

このようにして得られた3次元データは通常、数十MBに及ぶ巨大なものとなるため、これを扱うデータ処理装置には極めて高い性能が要求される。しかし、計算機の性能はこの十年で飛躍的に向上し、また、今後の性能向上も十分に期待できるため、ハードウェア的な制約についても、さほど大きな問題ではなくなっている。

一方、画像処理アルゴリズムについては解決すべき課題がなお多く残されている。表示処理に関しては、1980年代に考案されたボリュームレンダリングやマーチング・キューブ法が、3次元表示の標準的なアルゴリズムとして広く利用されている。しかし、表示に先立って必要となる領域抽出処理については、臨床現場における実用化がかなり遅れている。これまでファジィ、ニューラルネット、モルフォロジー、GAなど新しいアイデアを取り入れた領域抽出アル

ゴリズムが数多く提案されてきたが、適用範囲が極めて限定されていたり、問題をさらに複雑化しただけに終わる例も少なくない。人間の持つ柔軟かつ高度な画像認識能力を計算機上で実現するには、なお時間がかかるものと思われる。

## 1.2. 本研究の内容

以上述べた医用3次元画像に関する現状を鑑み、体内臓器に対する3次元像の実用化を目的として本研究を行った。本研究における主な成果は、3次元像表示アルゴリズムの改善と、領域抽出に関する新手法の提案の2点である。

3次元表示に関しては、現在その一般的手法であるボリュームレンダリングを取り上げ、その表示速度の向上手法について検討した。ここで提案した手法は、1. 線形補間と最近傍近似の長所を取り入れた高速補間法、2. Zバッファの高速作成法、3. サーフェスボクセルリストを用いた表示アルゴリズムの3点である。実際に撮影された3次元データを用いて、それぞれの手法による速度向上効果を評価した。

領域抽出に関しては、画像の種類や抽出対象の制約を受けにくく、かつ臨床診断用として十分な信頼性と実用性を持つ領域抽出アルゴリズムの考案を目指した。ここでは3次元データへの適用が容易な、リージョン Growing (領域拡張) を領域抽出の基本アルゴリズムとして用いた。リージョン Growing の最大の欠点とされる抽出領域の過不足に対しては、領域を過剰気味に抽出したあと、過剰抽出の原因となった連結部を削除し、領域抽出を再度実行するという手順によってその解決を図った。

上記処理において連結部を特定する必要があるが生じるが、微小な連結部を広大な3次元データ空間から見つけ出すことは極めて困難である。そこで、連結部の検出を自動的に行う手法として逆リージョン Growing アルゴリズムを考案した。自動処理において問題となる信頼性の確保については、3次元像上で操作者の確認を求めるなどの手法で対応した。

本抽出アルゴリズムをMRI、X線CTデータにおける様々な体内臓器に対して適用し、その有用性を確認した。ただし、この手法は原理上、ボリュームの小さな領域の抽出には適用できないため、血管領域の抽出に関しては別手法による対応を図った。これはリージョン Growing を血管枝単位に実行するもので、拡張路上における途切れ先への再接続や、各血管枝に対応した拡張条件の適用が可能となるなど、血管の抽出に特化した手法となっている。本手法の評価はMRAデータを用いて行った。

今回開発したアルゴリズムはX線CTとMRI画像から取得した3次元データを対象としているが、本アルゴリズムの汎用性は十分に高く、例えば、時空間3次元データからの動物体軌跡の抽出とその表示などにも応用が可能である。

### 1.3. 本論文の構成

以下, 第2章では, X線CT, MRI画像を対象とした3次元像表示アルゴリズムの概要と, 本研究において考案した表示高速化手法について述べる. 第3章では脳, 骨領域, 大動脈など, ある程度大きなボリュームを持つ臓器の抽出手法として考案した逆リージョングrowingアルゴリズムについて詳述する. 第4章では本抽出手法のMRIデータ4例, X線CTデータ2例への適用事例をもとに, その有効性と実用性について論じる. 第5章では脳血管のような細かいひも状領域の抽出手法として考案した, 枝分かれ式リージョングrowingアルゴリズムについて, MRAデータへの適用例とともに述べる. 第6章は結論である.

## 第2章 3次元表示処理

### 2.1. まえがき

3次元データに対しては、対象部位の体積計測、任意断面像(MPR)、MIP投影像、3次元像の表示など、従来の2次元データには適用できなかった様々な処理が可能になる。なかでも3次元像表示は体内臓器の形状把握が極めて容易になることから、形成外科の分野などで早くから利用されてきた[1]。

体内臓器の複雑な形状を球や四面体などのプリミティブ(基本図形要素)の集合として表わすことは難しい。そのため医用3次元データの表示には、通常のCGとは異なり、ボクセル単位にレンダリングを行う手法が主流となっている[2]。特に80年代後半に考案されたボリュームレンダリング[3]は、比較的単純なアルゴリズムでありながらリアルな3次元像が得られるという特長を持つため、今日広く用いられている。本手法で唯一の欠点とされる表示速度の遅さも、計算機性能の向上、アルゴリズムの効率化、処理の並列化、ハードウェア化[4]などによって解消されつつある。

本章ではまずボリュームレンダリングのアルゴリズムについて述べたあと、本研究で考案したボリュームレンダリングの高速化手法について述べる。

### 2.2. 3次元像の生成

3次元データを3次元空間に提示する方法として、ホログラムや光硬化樹脂を用いた実物モデル作成などが挙げられる。しかし、光の干渉像であるホログラムは鮮明度が低く、診断目的には適さない。また、光硬化樹脂モデルは材料費が高く、製作にも長時間を要するという問題がある。これらの理由から、通常は2次元の表示デバイス上に3次元像として3次元物体を表現する手法がとられる。3次元像の作成に用いられる基本手法として、次の4つが挙げられる[5]。

1. 陰面消去
2. 陰影付け(シェーディング)
3. 遠近感付加(パースペクティブ)
4. フォーカス・フォグなど

このうち3と4はシーンの臨場感を高めるのに有効であるが、医用画像においては特に要求されることはない。以下、医用3次元像の生成に必須となる1と2について述べる。

### 2.1.1. 陰面消去

3次元データには撮像空間内に存在する全物体の輝度情報が、その内部も含めて格納されている。このため我々が通常見ているような3次元像を作成するには、物体内部や、裏に隠れた物体を表示対象から除外する必要がある。この処理は陰面消去とよばれる。

陰面消去は、後方の物体から手前の物体へと上書きしていくことによっても実現できるが、この方法では描画した物体の大半が無駄となるため効率が悪い。そこで、普通は各物体の奥行き情報をあらかじめ求めておき、最も手前にある物体のみを描画する方法がとられる。物体の奥行き情報は、Zバッファとよばれる投影面と同じサイズを持つ2次元配列に格納される。その各要素の値は図 2-1 に示すように、一番手前の物体表面までの距離(深度、またはZ値とよばれる)となっている。

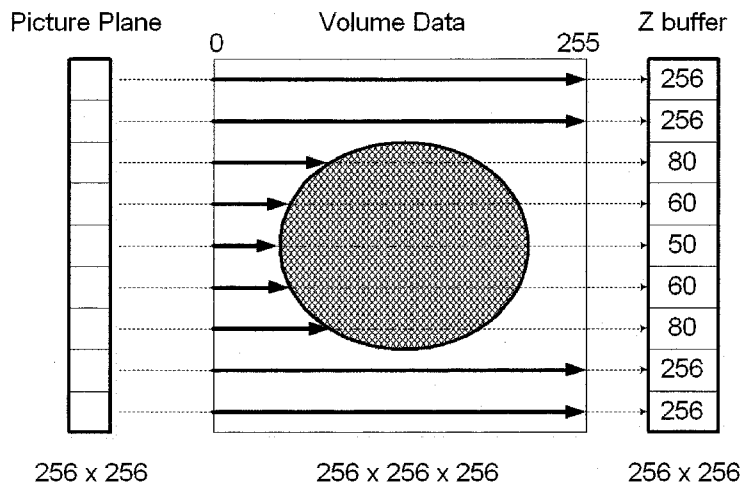


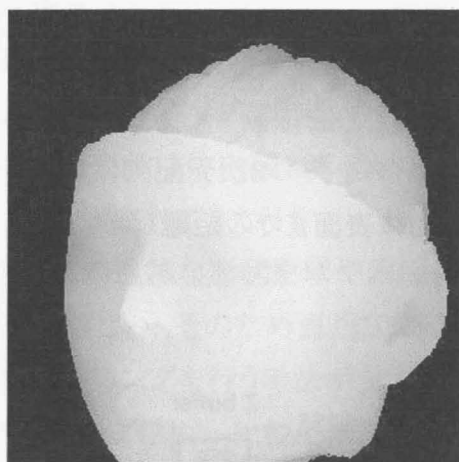
図 2-1 Zバッファ

Zバッファの作成方法は、レンダリング対象がポリゴンかボクセルかによって大きく異なる。ポリゴンデータの場合は、Zバッファの各要素を最大値(通常はデータ1辺のサイズ)で初期化したあと、各々のポリゴンについてその奥行き座標とZバッファの値を比較し、小さい方の値でZバッファの値を更新していく。一方、ボクセルデータの場合は、まずZバッファの各要素を最小値(0)で初期化し、ついで、投影線上のボクセルを手前から奥に向かって走査し、表示対象となるボクセルに達した時点の奥行き座標をZバッファに格納する。

ポリゴンデータに対するZバッファ作成はやや複雑な処理になるが、ポリゴン内部のZ値は頂点座標から計算できるため、その作成は比較的高速に行える。一方、ボクセルデータに対しては、投影面の全画素について、その投影線上の全ボクセルに対する走査が必要となるため、Zバッファの作成には多くの時間を要する。実際、3次元像表示にかかる時間の大半はZ

バッファの作成によって占められているといっても過言ではない。

Zバッファの一例を図 2-2 に示す。このように、Zバッファそのものの表示でも、陰面消去の効果により、物体の3次元形状がある程度表現されていることがわかる。



(a) 頭部MRIデータ



(b) 腹部X線CTデータ

図 2-2 Zバッファ画像例（輝度値はZ値を反転したもの）

## 2.2.2. 陰影付け

図 2-2 のZバッファ像から判別できるのは物体の輪郭程度に過ぎない。物体表面の凹凸を明確に表示するためには、物体表面における光の反射をシミュレートした陰影付け（シェーディング）を行う必要がある。CGでは拡散光と鏡面反射を考慮したフォン・シェーディングモデルが通常用いられるが、体内臓器の表示に鏡面反射は特に必要ではないため、拡散光のみを取り扱うランバート・シェーディングモデル（図 2-3）でも実用上は問題ない。

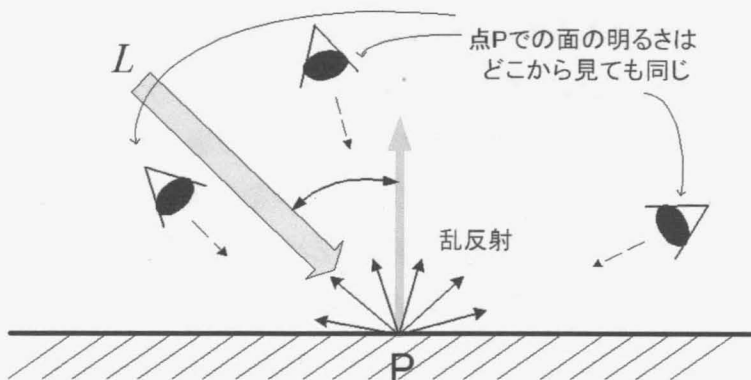


図 2-3 ランバート・シェーディングモデル



拡散光は入射光の面上における乱反射によって生じるもので、その面の明るさは見る方向によらず一定となる。よって、ランバート・シェーディングモデルでは、面の明るさは次式に示すように単位面積に入射する光量のみで決まる。

$$I = \vec{L} \cdot \vec{N} = |\vec{L}| \cos \theta \quad (2-1)$$

$I$ : 反射光の強度

$\vec{N}$ : 反射面の法線ベクトル

$\vec{L}$ : 入射光ベクトル

$\theta$ : 入射光と反射面法線のなす角

入射光の向きは任意に設定できるが、物体の視認性は光を正面から当てたときに最も良くなるため、光軸方向は投影軸方向と一致させることが多い。このときの入射光強度を1とすると、物体表面の明るさは、法線ベクトルの投影軸方向成分( $=\cos \theta$ )のみで表される。

このように、反射光の計算には反射面の法線ベクトルが必要になるが、ボクセルの場合はポリゴンと違って、反射面自体が存在しない。そこで、図 2-4 に示すように、表示対象ボクセルの中心に仮想平面を置き、周囲ボクセルの配置をもとに仮想平面の法線方向を決定する。この方法はZバッファグラジエント法とよばれている。この方法による3次元像を図 2-5 に示す。

Zバッファグラジエント法を用いた3次元像では図 2-2 に示したZバッファ像に比べ、領域表面の凹凸がより明確に表現されていることがわかる。しかし、平坦な面には等高線のような模様が現われるとともに、エッジ部分は強調されて太くなっている。これは図 2-4 から明らかなように、仮想面の法線方向がボクセル間隔で粗く量子化されてしまうことが原因である。

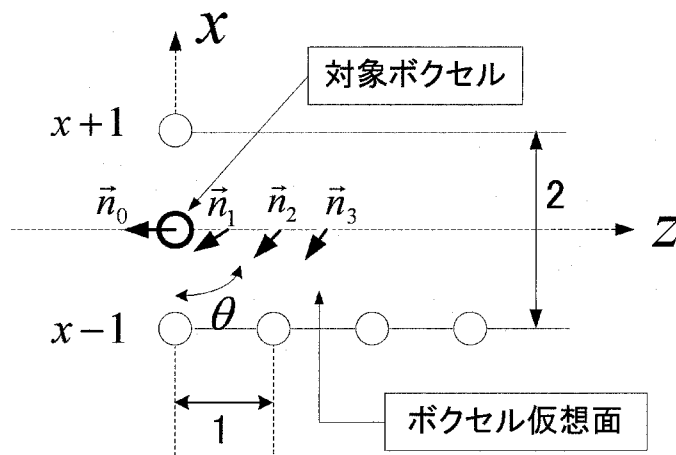
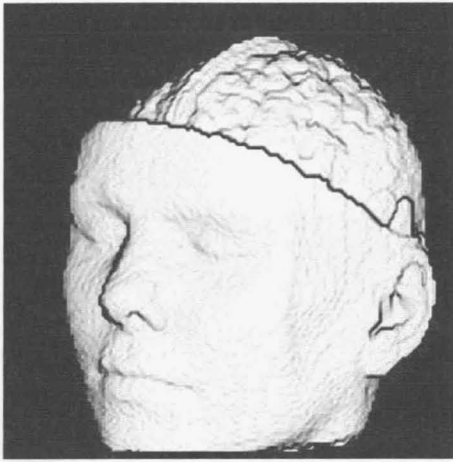
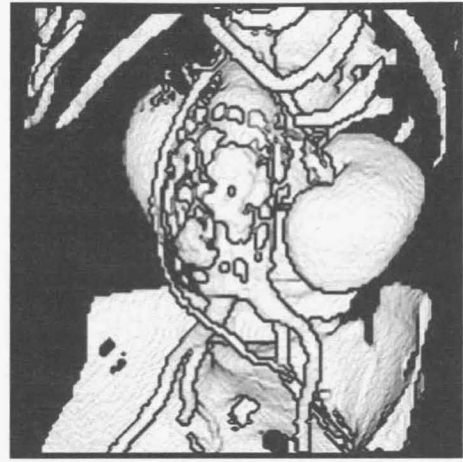


図 2-4 ボクセル仮想面



(a) 頭部MRIデータ



(b) 腹部CTデータ

図 2-5 Zバッファグラジェントによる3次元像

このようにZバッファグラジェント法では、光軸に対する反射面の傾きが数種類に限定されるため、濃淡階調に乏しい3次元像しか得られない。そこで、連続的な法線ベクトルを得るための手法として、グレイレベルグラジェント法が考案された。本手法については次節(ボリュームレンダリング)の中で詳しく述べる。

## 2.3. ボリュームレンダリング

ボリュームレンダリングは1980年代後半に考案された、ボクセルデータを対象とする3次元像表示アルゴリズムである[3]。次の2つの特長を持つ。

1. 豊富な濃淡階調を持つ3次元像が得られる
2. 表面ボクセルを厳密に特定する必要がない

ボリュームレンダリングでは、ボクセル濃度の傾斜方向を仮想面の法線方向とみなすことで連続的(無段階)な法線ベクトルを得ている。最初に、この濃度傾斜を表すベクトルである、グレイレベルグラジエントについて説明する。

### 2.3.1. グレイレベルグラジエント

あるボクセルについて、ボクセル値の最大変化方向とその大きさを表すベクトルをグレイレベルグラジエントとよぶ。座標 $(x,y,z)$ のボクセル輝度値を $f(x,y,z)$ とすると、3次元のグレイレベルグラジエント $\vec{g}$ は次式で計算される。

$$\vec{g} = (g_x, g_y, g_z) \quad (2-2)$$

$$g_x = f(x+1, y, z) - f(x-1, y, z)$$

$$g_y = f(x, y+1, z) - f(x, y-1, z)$$

$$g_z = f(x, y, z+1) - f(x, y, z-1)$$

ボリュームレンダリングではグレイレベルグラジエントをボクセル仮想面の法線ベクトルとして用いる。ボクセル仮想面を同輝度のボクセルから構成される等値面のひとつと考えれば、その法線方向がグレイレベルグラジエントの方向と一致することは明らかである。図 2-6 に2値／4値画像に対する、画素値2の等値面におけるグレイレベルグラジエントを矢印で示す。

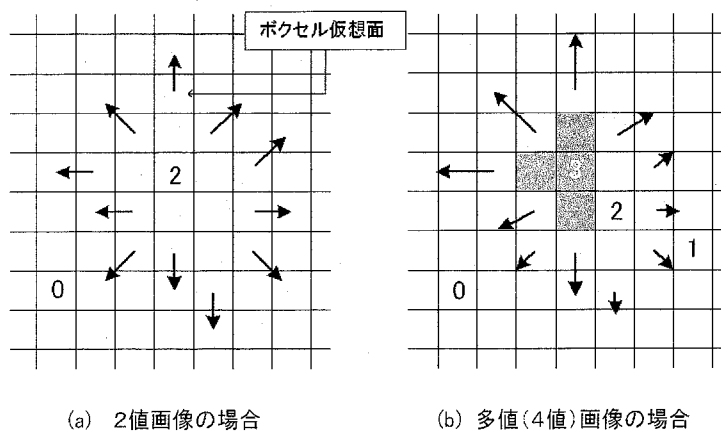


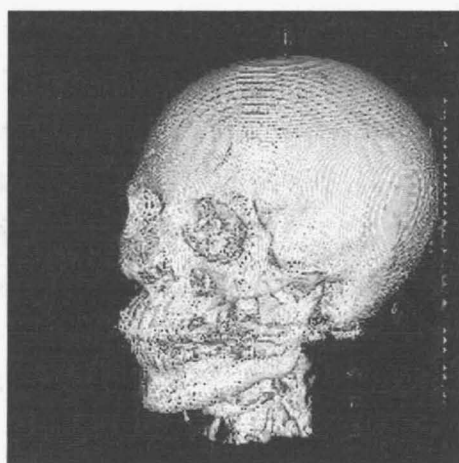
図 2-6 グレイレベルグラジエントの例

図 2-6(a)のグレイレベルグラジェントの方向は8種類(大きさは1と $\sqrt{2}$ の2種類)しか存在しないが、(b)の4値画像になると方向は16種類(大きさは9種類)に増える。通常の医用画像は数百～数千の濃淡階調をもつため、グレイレベルグラジェントの向きと大きさのバリエーションはほぼ無限となる。したがって、グレイレベルグラジェントを法線ベクトルとして生成した3次元像もほぼ無限の濃淡階調を持つことになる。

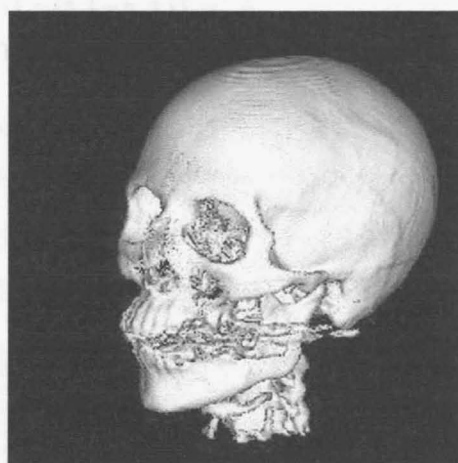
グレイレベルグラジェントを用いることで3次元像の高画質化が図られるが、その一方で、以下に挙げる問題が新たに生じる。

## 1) ノイズに対する脆弱性

図 2-7(a),(b)はともにX線CTデータに対するボリュームレンダリング像である。(a)はオリジナルのCTデータに対してボリュームレンダリングを行ったものであるが、ひどく荒れた画像になってしまっている。これは、グレイレベルグラジェントは隣接ボクセル値の差分量として計算されるため、ノイズの影響を強く受けてしまうためである。これに対し、(b)はスムージング処理によってノイズを除去した後にボリュームレンダリングを行ったもので、(a)に比べてはるかに高画質な3次元像が得られている。このように、グレイレベルグラジェントを用いる表示手法はノイズに対して極めて脆弱であり、表示前のノイズ除去処理は必須である。



(a) オリジナルデータ



(b) ノイズ除去データ

図 2-7 ノイズ有無の3次元画像への影響

## 2) データへのアクセス数の増大

グレイレベルグラジェントの計算には図 2-8 に示すように、表示対象ボクセルに隣接する6点のボクセル値が必要になる。また、回転などの座標変換を行う場合には、さらに各点のボクセル値を、これを取り囲む8点のボクセル値から補間する必要がある。すなわち、一点のグレ

イレベルグラジェントの算出には 48 点のボクセル値を用いた計算が必要となり, これは3次元像のリアルタイム表示を困難にする. この対策手法については 2.5. で述べる.

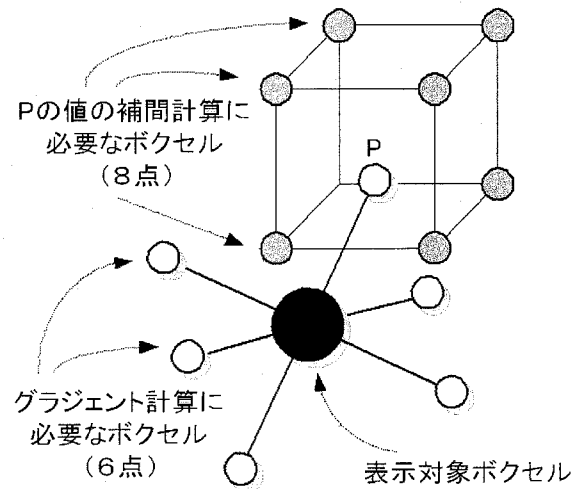


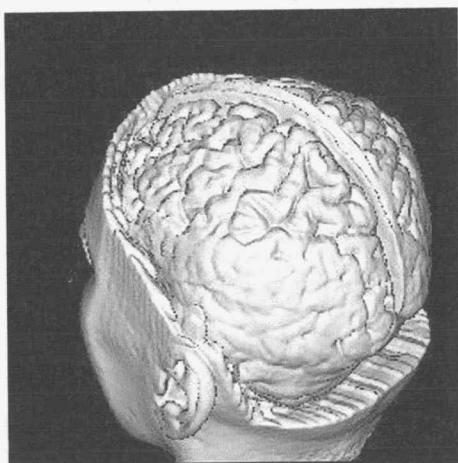
図 2-8 1点のグレイレベルグラジェント導出に必要なボクセル

### 2.3.2. ボクセル反射光の積算

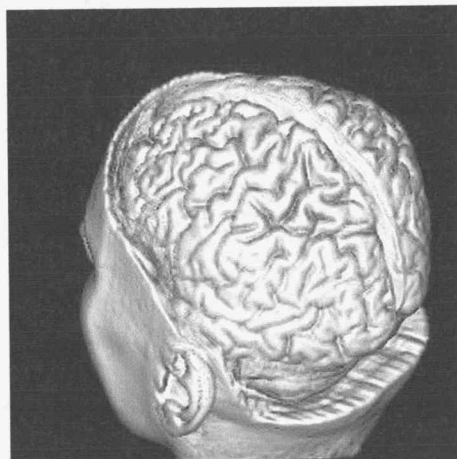
ボリュームレンダリングでは, 複数のボクセルからの反射光を積算するという, プロジェクション(投影)の考え方を取り入れている. これは 2.3.1. で述べたグレイレベルグラジェントとともに, ボリュームレンダリングの基幹をなす重要な考え方のひとつである.

あるしきい値で定めた領域の表面ボクセルに対し, グレイレベルグラジェントを適用して作成した3次元像を図 2-9(a)に示す. この手法は表面のボクセルのみを用いてレンダリングを行うことからサーフェスレンダリングとよばれている. 画像自体は十分に高画質であるものの, 後頭葉のしわ部分の平坦さは明らかに実体とは異なっている. これは組織境界位置の判断誤りによって生じたものであるが, こうした誤差の発生は, 境界をしきい値処理によって一律に決定している以上, 避けることができない.

同図(b)は, ボリュームレンダリングを用いて作成した3次元像である. 同じデータであるにもかかわらず, この画像では脳表面がごく自然に描写されている. これは, ボリュームレンダリングでは投影軸上の全てのボクセルの値を用いてレンダリングを行うため, 表面ボクセルの判定に伴う抽出誤差の影響を基本的に受けなくなるためである.



(a) サーフェスレンダリング



(b) ボリュームレンダリング

図 2-9 サーフェスレンダリングとボリュームレンダリング

ボリュームレンダリングが通常の投影手法と異なるのは次の2点である。

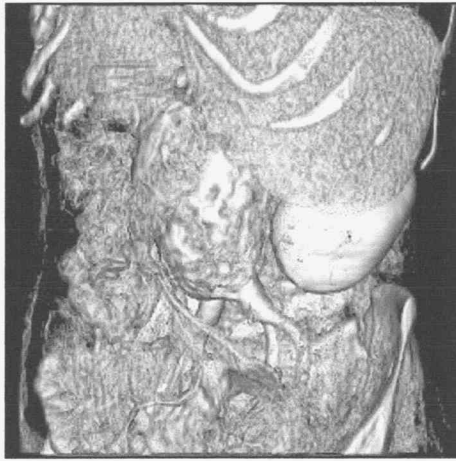
1. ボクセル値そのものを積算するかわりに、各ボクセルにおける反射光量を積算する
2. 領域表面のボクセルの反射光量を3次元像の画素値に大きく寄与させる

以下、順に説明する。

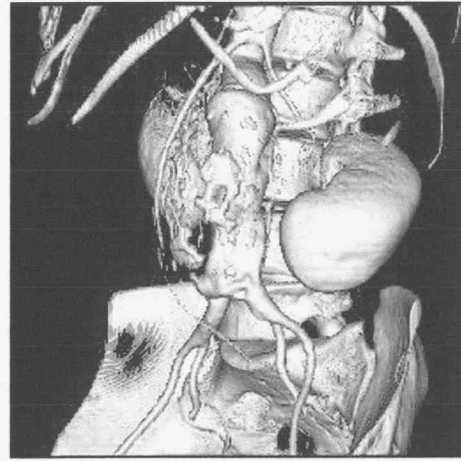
### 1) 反射光量へのボクセル濃淡値の反映

2.2.2. で述べたように、ランバート・シェーディングではボクセル仮想面の明るさを、法線の光軸方向成分と入射光量の積で表していた。ボリュームレンダリングではこの仮想面の明るさに、さらにボクセル値を乗じた値を仮想面からの反射光量としている。これによって透明度の高い(=画素値の小さい)ボクセルからの寄与が自動的に少なくなり、レンダリングの対象を表面ボクセルに限定する必要がなくなる。

実際にはボリュームレンダリングにおいても、しきい値は利用されている。しかし、これは表面を決定するためではなく、ノイズや表示に不要な領域をカットすることが主な目的となっている。図 2-10 にしきい値を変更した場合の表示部位の違いを示す。(a)は画素値20以上のボクセルを対象としてボリュームレンダリングを行ったもので、筋肉、肝臓、腸管が表示されている。(b)のように筋肉をカットできるレベルまでしきい値を引き上げた場合には、血管、脊椎、腎臓の観察が可能になる。



(a) しきい値 20



(b) しきい値 140

図 2-10 ボリュームレンダリングにおけるしきい値と表示部位

## 2) 入射光の減衰による表面ボクセルの強調

対象領域内の全ボクセルからの反射光を一律に積算してしまうと、レントゲン像のような投影像にしかならない。そこで、ボリュームレンダリングでは図 2-11 に示すように、各ボクセルへの入射光を、ボクセルを通過するごとにその密度(画素値)に応じて減衰させている。これにより、各ボクセルからの反射光は入射光が十分大きい対象領域の表面ほど強く、領域内部に入って入射光が減衰するとともに急速に弱まっていく。こうした条件の下で各ボクセルからの反射光を累積すると、対象領域表面のボクセルからの反射光を強く反映した投影像となる。これは対象領域の3次元像に他ならない。

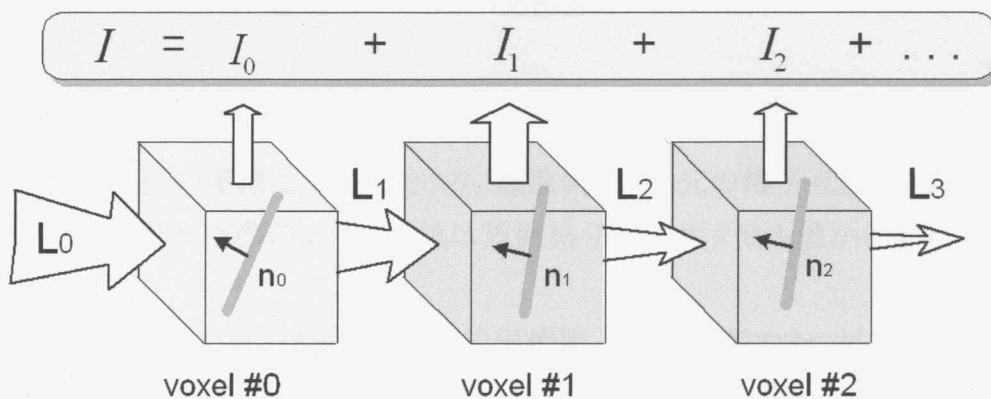
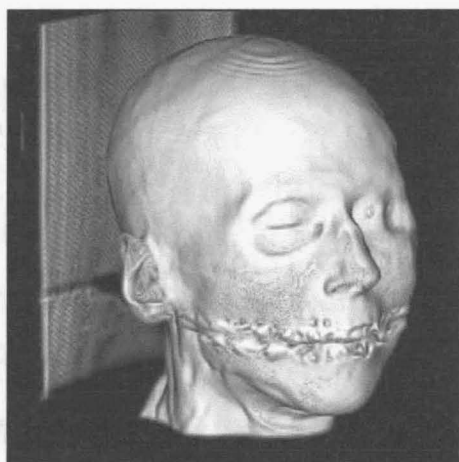


図 2-11 各ボクセルからの反射光の積算

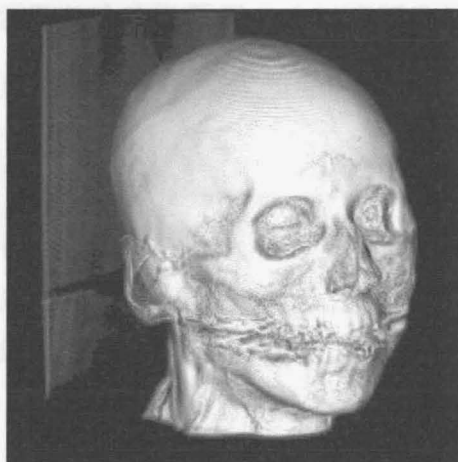
入射光量の減衰率を  $\alpha$  , 輝度  $f(x,y,z)$  を持つ  $n$  番目のボクセルへの入射光量を  $L_n$  としたとき,  $n+1$  番目のボクセルへの入射光量  $L_{n+1}$  は次式で与えられる.

$$L_{n+1} = L_n(1 - \alpha \cdot f(x, y, z)) \quad (2-3)$$

減衰率  $\alpha$  は不透明度(opacity)ともよばれる. 表示を行う際には不透明度  $\alpha$  を表示対象領域表面の特性に応じて調整する必要がある. 例えば, 表皮のように境界が比較的明瞭で, かつ厚みの少ない部位に対しては不透明度を高目に設定する. 逆に軟部組織のような境界のあいまいな領域に対しては不透明度を低めに設定し, 境界部分を構成する複数ボクセルからの反射光を3次元像に反映させるようにする. 図 2-12 に不透明度を変えて作成したボリュームレンダリング3次元像の例を示す.



(a) 不透明度=0.1



(b) 不透明度=0.05

図 2-12 不透明度パラメータの影響



## 2.4. 視点変更

ホログラムや実体モデルに代表される3次元ディスプレイの最大のメリットは、対象物体をあらゆる角度から自由に観察できることである。しかし、2次元ディスプレイ上に表示した3次元像でも、操作者の望む方向の3次元像を瞬時に切り替えて表示できるのであれば、視差による奥行き感の表現を除いて、3次元ディスプレイに大きく劣る点はないと考えられる。

本節ではまず3次元像作成における一般的な視点変更の手法について述べ、その後、本研究で考案した視点変更の高速化手法について述べる。

### 2.4.1. 3次元座標変換

各辺のサイズが $N$ の立方体データに対する、データ中心まわりの3次元回転の座標変換式を次式に示す。この回転により3次元データ内の一点 $P(a,b,c)$ は、 $P'(a',b',c')$ に移される。

$$\begin{pmatrix} a' \\ b' \\ c' \end{pmatrix} = T_z \cdot T_y \cdot T_x \begin{pmatrix} a - N/2 \\ b - N/2 \\ c - N/2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} N/2 \\ N/2 \\ N/2 \end{pmatrix} \quad (2-4)$$

$$T_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}, \quad T_y = \begin{pmatrix} \cos \phi & 0 & \sin \phi \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \phi & 0 & \cos \phi \end{pmatrix}, \quad T_z = \begin{pmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi & 0 \\ \sin \varphi & \cos \varphi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$T_x, T_y, T_z$  は  $x, y, z$  各軸回りの回転行列、 $\theta, \phi, \varphi$  は、 $x, y, z$  各軸回りの回転角を示す。なお上式では  $x, y, z$  の順に回転を行うものとしている。全てのボクセルについてこの座標変換を行えば、回転を行った3次元データが得られる。しかし、全ボクセルに対する座標変換は非常に時間がかかるため、通常はレンダリング処理に必要なボクセルについてのみ、上式による座標変換が行われる。

### 2.4.2. 3次元補間処理

任意角度回転後の座標は実数値となり、整数値である元の格子点座標とはまず一致しない。したがって、変換座標のボクセル値は周囲格子点のボクセル値から補間する必要がある。

代表的な補間手法には、最近傍近似、線形補間、Cubic 補間の3つがある[6]。最近傍近似は、変換座標のボクセル値として変換座標に最も近い格子点の値を用いるもので、補間計算が不要になるため高速である。線形補間は、変換座標をとり囲む格子点の値から、距離に応じた重み付け計算によってボクセル値を求めるもので、3次元データに対しては図 2-13 に示

すように、7回の重み付け計算が必要になる。Cubic 補間は 64 個の格子点の値を sinc 関数にあてはめて近似するものであり、真値との差がもっとも小さいとされる[7]。ただし、計算量が極めて多くなるため、3次元データに対してこれが利用されることは少ない。

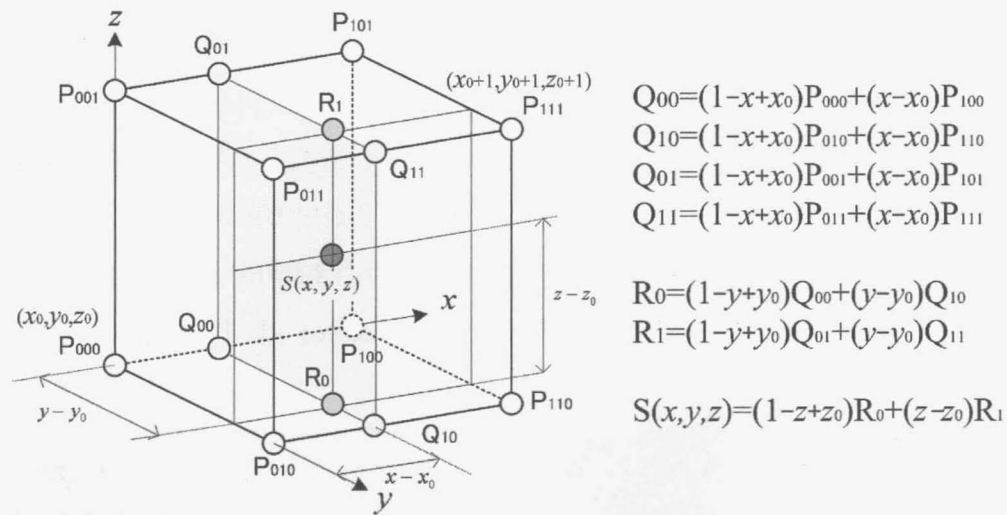


図 2-13 3次元空間の線形補間

最近傍近似，線形補間を適用して作成したボリュームレンダリング像を図 2-14 に示す．最近傍近似を使用した(a)では，対象領域全体に縞模様が現れていることがわかる．これはグレイレベルグラジェントの算出において生じた誤差によるものである．この理由を図 2-15 を用いて説明する．

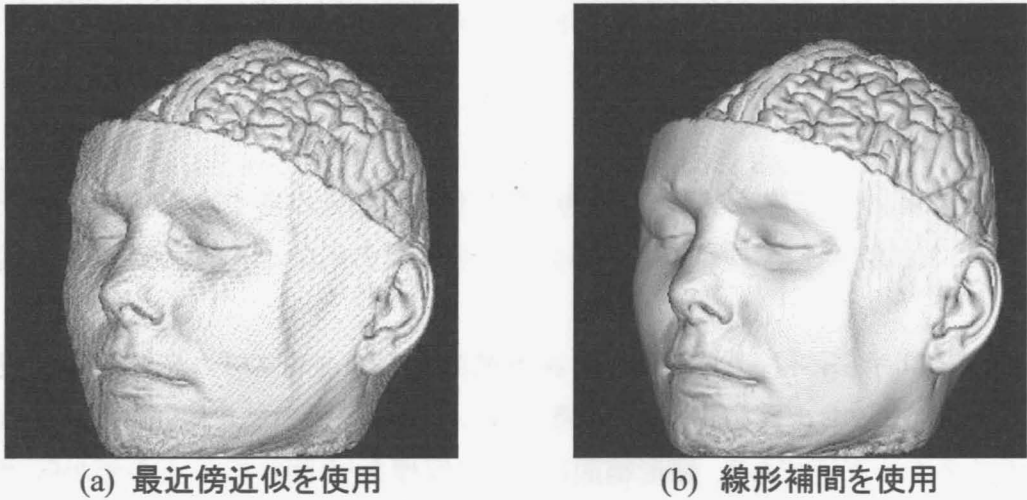


図 2-14 補間法の違いによる3次元画像の変化

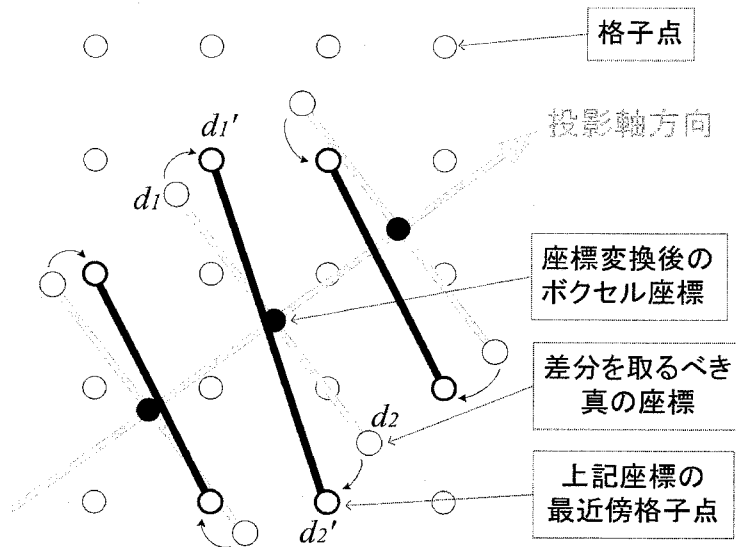


図 2-15 最近傍格子点からのグラジエント算出

まず、投影軸上の格子点列が回転処理によって図の黒点(●)の場所に移されたと仮定する。最近傍近似では黒点の画素値として、それに最も近い格子点(O)の値が使われる。このときの黒点と格子点との位置ずれは高々半画素分しかなく、近傍格子点との輝度の差もそれほど大きくはない。したがって、任意断面表示のように、この値を直接表示する限りにおいては、エッジ部を除けば最近傍近似でもそれほど画質を損なうことはない。しかし、グレイレベルグラジエントの計算には、この位置ずれが大きな影響を及ぼすことになる。

ここでは図中央の座標変換後のボクセル(中央の●)におけるグレイレベルグラジエントに着目して考える。この点におけるグレイレベルグラジエントの投影軸に直交する成分は、灰色の点で示されるボクセル値の差分  $d_1 - d_2$  である。ところが、最近傍近似ではこれを近傍格子点の差分  $d_1' - d_2'$  として計算する。この場合、差分方向は本来の方向と異なるうえ、差分区間も本来の距離と違って来る。しかも、この勾配方向と距離は周期的に変動するため、グレイレベルグラジエントの誤差の大きさも周期的に変動する。その結果、図 2-14(a)に示したような縞模様が画像全体にわたって現れることになる。

真の座標のボクセル値  $d_1, d_2$  をそれぞれの周囲格子点の値から線形補間により求めれば、グレイレベルグラジエントはより正確な値となり、図 2-14(b)のように縞のない画像が得られる。しかし、この方法は 2.3.1. で述べたように計算量が膨大になり、3次元像のリアルタイム表示が困難になる。そこで、最近傍近似を用いながら線形補間に準じた画像を出力する手法を考案した。本手法の詳細については 2.5.3. で述べる。

## 2.5. 3次元表示処理の高速化

現在、多くのパーソナルコンピュータ(以下、PC)は3次元描画を高速化するハードウェアを備えている。しかし、これらは主にCGで扱われるポリゴンデータを対象としており、医用画像で扱われるボクセルデータには対応していない。ボリュームレンダリング専用のハードウェアも市販されてはいるが、一般向けの機器ではないため極めて高価である。

したがって、現行PC上でボクセルデータに対する3次元表示をリアルタイムに行うためには、ソフトウェアによる高速化が不可欠になる。以下、本研究において考案したボリュームレンダリングの高速化手法について述べる。

### 2.5.1. 高速化のための留意点

3次元像の表示速度は描画アルゴリズムだけでなく、コーディング手法やコンパイラの性能にも大きく依存する。また、体感的な速さはインターフェイスの良し悪しにも大きく左右される。すなわち、アルゴリズムによる高速化を行うにあたっては、まず以下に挙げる点を十分に考慮し、その改善を図っておく必要がある。

#### 1) 整数演算の利用

計算機における画素値や座標の計算は通常、浮動小数点を用いた実数演算によって行われる。しかし、PCにおける実数演算速度は整数演算のそれに比べてかなり遅い。このため速度が重視される処理では、実数演算から整数演算への置き換えも検討すべきである。

実数演算の代わりに整数演算を用いる場合には、乗除算における有効桁数の低下が問題になる。ただし、最終的に得る座標や画素値は高々3桁程度の整数値となることから、32ビット整数(有効桁数約8桁)による演算でも必要な精度は十分に確保できると考えられる。ただし、計算途中のオーバーフローやアンダーフローを避けるため、乗除算を交互に行うなどの工夫は必要になる。

#### 2) ループ内処理の軽量化

3次元データに対する処理の多くは、 $x$ ,  $y$ ,  $z$ 各軸に対応する3重ループの中で行われる。全体の処理時間は最内側のループにおける処理によってほぼ決まるため、このループ内は必要最小限の処理に絞り込む必要がある。また、この部分をインラインアセンブラで記述するといった手法も大きな効果がある。

#### 3) 描画モードの切替え

例えば、視点を変えながら観察しているときと、停止させて細部を観察するときとでは、3次

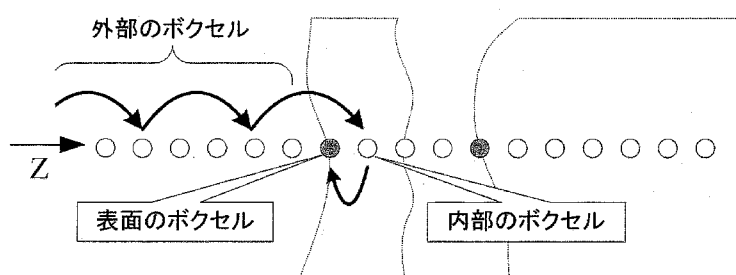
元像に要求される画質は全く異なる。回転時は描画速度優先、静止時は画質優先というように、描画アルゴリズムを必要に応じて切り替えるようにすれば、体感速度を効果的に向上させることができる。

#### 4) 無駄な計算の排除

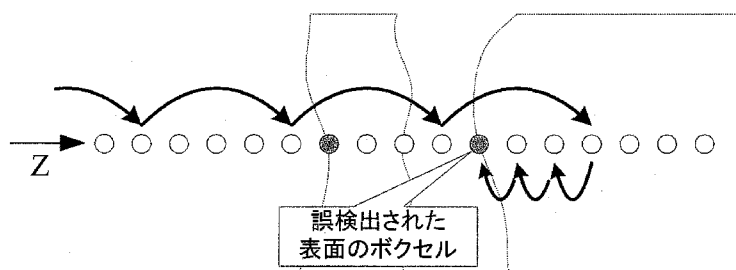
ボリュームレンダリングでは、ボクセルを通過するごとに透過光量が減少し、3次元像への寄与が少なくなっていく。したがって、透過光量が十分小さくなった時点で速やかに計算を打ち切り、無駄な計算を極力除くようにする。また、データが存在しない領域や画像作成に不必要な領域は、あらかじめ計算範囲から除外しておく。

### 2.5.2. Zバッファ作成の高速化

2.2.1. で述べたように、ボクセルデータのレンダリングにおいて最も時間が費やされる処理は、Zバッファの作成である。本節ではZバッファ作成の高速化手法について述べる。



(a) 3つおきに走査⇒表面は正常に検出



(b) 4つおきに走査⇒後領域の表面を検出

図 2-16 投影軸方向の飛び越し走査

#### 1) 投影軸（Z軸）方向の飛び越し走査

物体表面のボクセルを検出するためには、投影軸上を1ボクセルずつ順に探索していく必要がある。これを図 2-16(a)に示すように  $n$  ボクセル毎に行うようにすれば、探索回数を  $1/n$  に

減らすことが可能になる。この方法では領域内に入った後、1ボクセルずつ後戻りしながらその表面を検出する必要があるが、その回数は最大でも  $n-1$  回であり、処理時間を大きく増加させることはない。実際のデータに対してこの方法を行ったところ、 $n=2$  に対して約2倍、 $n=8$  に対しては約4倍の速度向上効果が得られた。

この方法の欠点は、血管や骨盤のような厚みを持たない領域の検出が困難になることである。例えば、図 2-16(b)のような場合には、手前の組織を飛び越えてしまい、後方の組織表面が誤検出される。したがって、スキップ幅  $n$  は表示対象に応じて適切な値を設定する必要がある。いくつかの頭部MRIデータに対して試したところ、脳などのある程度ボリュームを持つ組織に対しては  $n=3\sim6$ 、血管などの細い部位に対しては  $n=2\sim3$  がスキップ幅として適当な範囲であった。

## 2) X,Y 軸方向のサンプリング

3次元像上の隣り合う画素は同じ組織の表面に対応している可能性が高く、したがって、両者のZ値も互いに近い値を取る確率が高い。そこで、 $2\times 2$  あるいは  $3\times 3$  の範囲ごとにZ値を1点だけサンプルし、この点のZ値をサンプル範囲全体のZ値として使用する方法が考えられる。これによりZバッファの作成時間はそれぞれ  $1/4$ ,  $1/9$  に短縮される。

この方法ではZバッファの解像度も  $1/4$ ,  $1/9$  に低下してしまうため、サーフェスレンダリングのような、正確なZ値を要求する表示手法には利用できない。しかし、ボリュームレンダリングの場合、組織より手前に存在する低輝度のボクセルは3次元像に影響を与えないため(2.3.2. 参照)、Z値は本来の値より小さければ特に問題は生じない。ここで用いたサンプル点以外のZ値の算出手法を以下に示す。

1. 2つのサンプル(●)間の点(○)のZ値は、両サンプル点の小さいほうのZ値とする
2. 1の補間点(○)の間の点(◎)のZ値は、両補間点の小さいほうのZ値とする

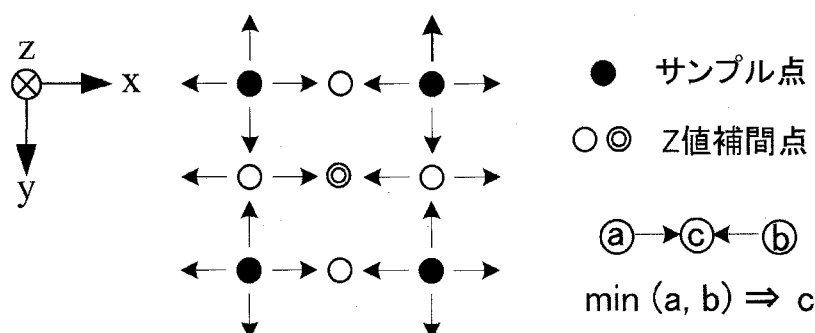


図 2-17 非サンプル点のZ値補間

### c) サーフェスボクセルリストの利用

表示に用いるボクセルがあらかじめわかっているならば、これらのボクセル座標のみを参照することでZバッファを生成できる。ひとつの領域内には膨大な数のボクセルが存在するが、Z値を実際に決定しているのは表示領域表面のボクセルだけである。したがって、処理対象を表面のボクセルに絞り込むことで、Zバッファの作成時間を大幅に短縮することが可能になる。具体的な方法と実例については2.6. で詳述する。

### 2.5.3. 最近傍近似により求めた3次元像の画質改善

2.4.2. で述べたように、最近傍近似で求めたグレイレベルグラジエントを使ってレンダリングを行うと、画像全体に縞模様が現れ、診断画像としての体をなさなくなる。しかしながら、最近傍近似の高速性はリアルタイム表示には欠かせない特質でもある。そこで、最近傍近似を用いながら縞模様の発生を抑制する手法を考案した。以下、本手法について述べる。

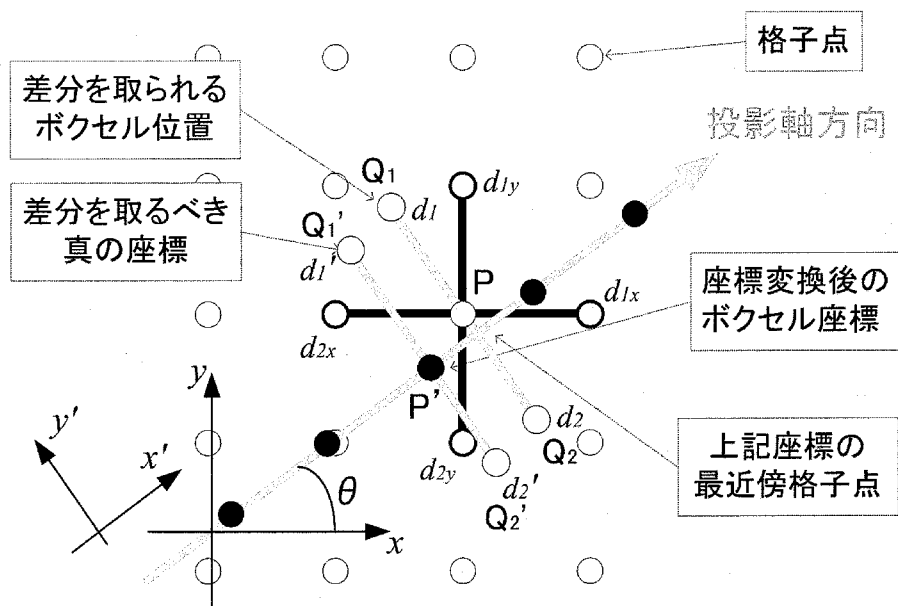


図 2-18 格子点差分からのグレイレベルグラジエント推定法

例として図 2-18 における変換後の座標  $P'$  におけるグレイレベルグラジエントの導出手法を示す。ここでは2次元の例で示すが、3次元でも考え方は全く同じである。グレイレベルグラジエントの直交2成分( $x', y'$ )のうち、 $x'$ 成分は投影軸方向の濃度傾き、 $y'$ 成分は投影軸に垂直方向の濃度傾きを示す。両成分とも算出法は同じなので、ここでは  $y'$ 成分の導出法についてのみ記す。

変換座標  $P'$  における投影軸に垂直な方向  $y'$  の濃度傾斜は、回転後の格子点  $Q_1', Q_2'$  それ

それぞれの濃度値  $d'_1, d'_2$  の差分  $d'_2 - d'_1$  として得られる。本来の手法では、この  $Q'_1, Q'_2$  の濃度値  $d'_1, d'_2$  は周囲格子点の値から補間計算によって求める必要がある。

ここで座標  $P'$  に最も近い格子点  $P$  に着目する。線分  $Q'_1Q'_2$  をその中心が  $P$  にくるように平行移動させ、移動後の  $Q'_1, Q'_2$  に対応する点をそれぞれ  $Q_1, Q_2$  とし、その格子点における濃度値を  $d_1, d_2$  とする。

線分  $Q_1Q_2$  の長さとは線分  $Q'_1Q'_2$  と等しいため、差分量  $d_2 - d_1$  は格子点  $P$  における  $y'$  方向の正しい濃度傾斜量を表している。また、 $P'$  と  $P$  の座標のずれは各軸方向に半ドット以下であるため、両点における濃度傾斜量の差もわずかなものになる。すなわち、本来の濃度傾き  $d'_2 - d'_1$  の代わりに  $d_2 - d_1$  を用いても、視覚上大きな違いは現れないことになる。

ここで  $d_1$  と  $d_2$  をそれぞれ単独に求めようとすると、それぞれの周囲格子点の値を用いた補間計算が必要になる。しかし、差分量  $d_2 - d_1$  ならば、元のデータの座標系における直交2方向の濃度変化量 ( $d_{2x} - d_{1x}, d_{2y} - d_{1y}$ ) に、回転角に応じた重み付け加算を行うことで求められる。例えば、図のように  $x$  軸と投影軸  $x'$  のなす角が  $\theta$  である場合、 $y'$  方向の濃度傾斜量は次式で算出される。

$$d'_1 - d'_2 \cong d_1 - d_2 = -(d_{1x} - d_{2x}) \sin \theta + (d_{1y} - d_{2y}) \cos \theta \quad (2-5)$$

3次元データに対しては、上式を3次元に拡張すればよい。すなわち、回転後の基準軸  $x, y, z$  方向の差分量  $\Delta'_x, \Delta'_y, \Delta'_z$  は、回転前の基準軸方向の差分量を  $\Delta_x, \Delta_y, \Delta_z$  として次式で求められる。

$$\begin{aligned} \Delta'_x &= T_{xx} \Delta_x + T_{xy} \Delta_y + T_{xz} \Delta_z \\ \Delta'_y &= T_{yx} \Delta_x + T_{yy} \Delta_y + T_{yz} \Delta_z \\ \Delta'_z &= T_{zx} \Delta_x + T_{zy} \Delta_y + T_{zz} \Delta_z \end{aligned} \quad (2-6)$$

ここに  $T_{ij}$  は式(2-4)に示した回転行列  $T = T_z \cdot T_y \cdot T_x$  の  $(i, j)$  成分である。

上記方法によって求めたグレイレベルグラジエントを用いて生成した3次元像を図 2-19 に示す。線形補間の像の方が若干なめらかになっているが、これは線形補間における8点加重平均の影響が加味されていることも、その原因の一つと考えられる。



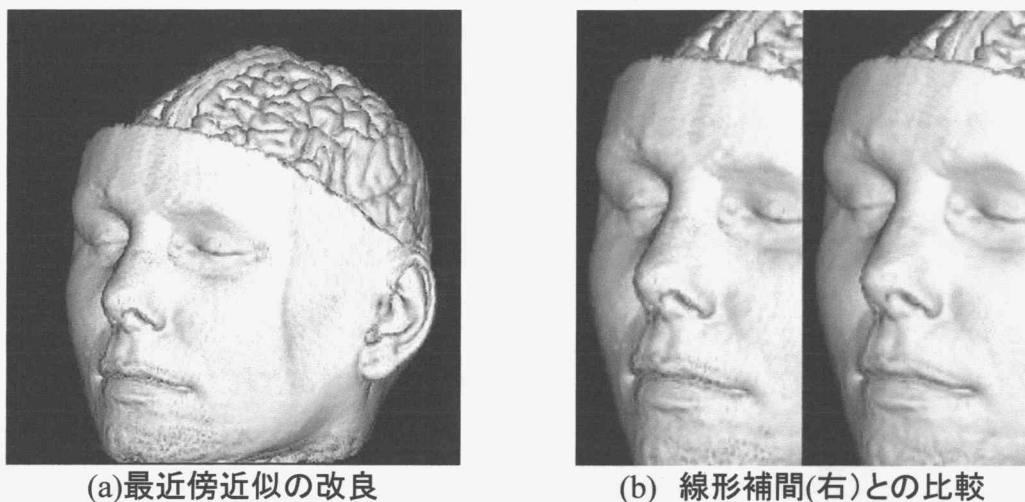


図 2-19 改良した最近傍近似手法による3次元像

#### 2.5.4. 線形補間の高速化

元の格子点における差分値を用いると、格子点(図 2-18 における P)のグレイレベルグラジエントだけでなく、任意点におけるグレイレベルグラジエントの計算も効率化できる。

例として、図 2-20 において座標 P における投影軸方向のグレイレベルグラジエントの算出を考える。まず P を囲む  $P_1, P_2, P_3, P_4$  の基準軸(縦・横)方向の格子点間差分を求める。次に、この4点の差分値から線形補間により P における基準軸方向の濃度変化量(図中の実線矢印)を求める。これらを成分とするベクトルを投影軸方向に角度  $\theta$  だけ回転させたものが、回転後の座標系(灰色矢印)に対するグレイレベルグラジエントとなる。

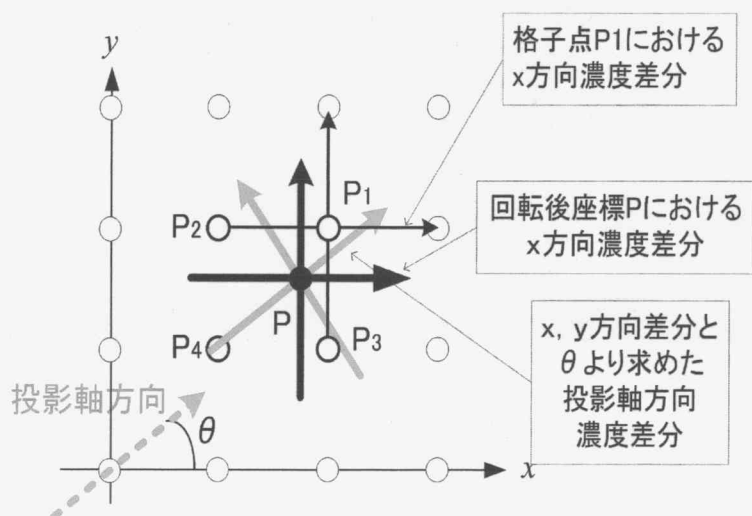


図 2-20 格子点濃度変化から直接補間して求めたグレイレベルグラジエント

灰色の矢印の端点の値を線形補間によって求め、その間で差分を取る方法では、端点4個についてそれぞれ補間計算が必要になるが、この方法では  $x, y$  方向差分値に対する2回の補間計算で  $P$  における  $x, y$  の2方向に対する差分値が算出できる。3次元に拡張した場合には従来法の8回に対して  $x, y, z$  成分に対する3回となり、計算効率はさらに向上する。

### 2.5.5. メモリアクセス削減による高速化

ボクセルデータはメモリ上に1次元的に格納されているため、空間的には隣り合うボクセルでも、メモリ上のアドレスは大きく異なる。現行CPU上に搭載されているキャッシュメモリは高々128～256KB 程度しかなく、3次元データに対してはほとんど機能しない。ここでは、以下の手法を用いてメモリアクセスの削減を図っている。

#### 1) グレイレベルグラジエントの予備計算

2.5.3. や 2.5.4. で示したグレイレベルグラジエントの計算手法では、回転を行う前の  $x, y, z$  各基準軸方向の隣接画素差分量が必要になる。この差分量はデータ自体を変更しない限り変わることはないので、全ボクセルに対して最初に一度だけ計算しておけば、回転処理時に隣接ボクセルの値から差分量を求める手間が省ける。全ボクセルに対する差分量計算に必要な時間は  $256^3$  の3次元データの場合で3秒弱であることから、ここではこの計算を3次元データの読み込みの際に行っている。

#### 2) ボクセル値と各方向差分値の1レコード化

1レコードのサイズを CPU のレジスタ幅である32ビットに取り、これを8ビットずつに分割し、ボクセル値、 $x$  方向勾配、 $y$  方向勾配、 $z$  方向勾配を格納する。データ構造をこのような形にすることで、グレイレベルグラジエントの計算に必要なこれらの値を1回のメモリアクセスでCPU内に取り込むことができ、3次元データへのアクセス回数を効果的に削減できる。

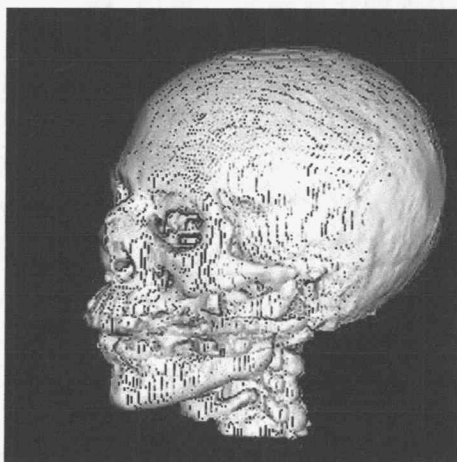
## 2.6. サーフেসボクセルリストの利用

### 2.6.1. ボクセルリストの作成

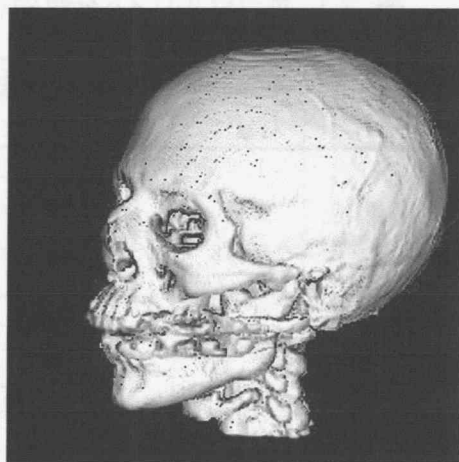
Zバッファを作成するには、3次元データ全体に対する走査が基本的に必要になる。しかし、Z値を最終的に決定するのは組織表面を構成するボクセルだけである。したがって、あらかじめ組織表面のボクセルを求めておくことにより、これらを直接参照してZバッファを作成することが可能になる。この方法ではZバッファの作成において、必要最小限のボクセルにしかアクセスしないため、大幅な高速化が図られる。

あるボクセルが組織表面に属するか否かを判別するには、それに隣接するボクセルが対象領域に含まれているかどうかを調べればよい。すなわち、ひとつも含まれていなければ外部のボクセル、全てが含まれていれば内部のボクセル、そのどちらでもなければ組織表面のボクセルとなる。

隣接ボクセルの取り方には6近傍、18近傍、26近傍の3種類があるが、ここでは26近傍を用いている。6近傍を用いた場合では表面ボクセルの取りこぼしが多発し、図 2-21(a)に示すように、3次元像上にこれが欠損画素となって現れる。26近傍処理でも若干の欠損が生じているが、この程度であれば、得られたZバッファに対して  $3 \times 3$  サイズの最小値フィルタを施すことで、欠損画素をほぼ完全に埋めることが可能である。



(a) 6近傍で検出



(b) 26近傍で検出

図 2-21 隣接ボクセルの取り方による表面ボクセルの取りこぼし

3次元抽出データからの表面ボクセルの検出処理は、与えられたデータに対して一度だけ行えばよい。処理に要する時間も1領域あたり1～2秒とわずかなので、試作したシステムではデータ読み込みの際、2.5.5. で述べたグレイレベルグラジエントの予備計算とともにこの処理を行っている。

## 2.6.2. サーフェスボクセルリストの高速化効果

通常のボクセル走査を行った場合と、ボクセルリストを利用した場合の3次元像作成時間を表 2-1 に示す。この計測は PentiumIII(700MHz)搭載PC上で行った。

通常のボリュームレンダリングでは、投影軸上に表示物体が存在しない場合、入射光量がいつまでも減衰しないため、投影軸上のボクセル走査は最後のボクセルに至るまで行われる。このため、表示対象領域が小さくなるほど、その表示にはかえって時間がかかることになる。

一方、サーフェスボクセルリストを用いた場合は、処理時間は対象領域表面のボクセル数にほぼ比例するため、小さな領域ほど高速に表示される。例えば、脳血管の表示においては15倍以上の高速化が図られている。

頭蓋骨のように表裏両面が存在する領域や、脳領域のように凹凸の多い領域ではサーフェスボクセルリストの効率が若干低下する。それでも、従来法と比べれば平均して2～3倍の高速化が実現されている。

表 2-1 ボクセルリストを使用した場合の画像作成時間（単位：秒）

表示部位		表面ボクセル率		通常のボクセル走査		ボクセルリスト使用	
		対領域	対全体	最近傍	線形補間	最近傍近似	線形補間
頭部 MRI	表皮	15%	4.2%	370	916	187 (2.0)	358 (2.6)
	脳領域	13%	1.6%	450	1217	96 (4.7)	182 (6.7)
	脳血管	91%	0.1%	491	1059	31 (15.8)	84 (12.6)
頭部 CT	表皮	8%	1.6%	448	669	132 (3.4)	268 (2.5)
	骨領域	42%	1.9%	325	640	110 (2.9)	218 (2.9)
腹部 CT	骨領域	42%	2.0%	330	692	93 (3.5)	194 (3.6)
	大動脈	28%	0.3%	311	682	38 (8.2)	98 (7.0)
	左腎臓	45%	0.3%	240	617	30 (8.0)	74 (8.3)
	腸管	84%	0.4%	403	828	46 (8.8)	110 (7.5)

※カッコ内は通常手法に対する速度比

## 2.7. ポリゴンベースのレンダリング

今日のPCの多くはグラフィックアクセラレータとよばれる3次元CGエンジンを備えている。これらは基本的にポリゴン表示を高速化するものであり、ボリュームレンダリングのような、ボクセルデータを対象とする表示法には役に立たない。しかし、この数年間におけるグラフィックアクセラレータのめざましい性能向上を受けて、ボリュームレンダリング以前から行われてきたボクセルデータをポリゴンに変換して表示する方法が、再び脚光を浴びるようになってきた。

### 2.7.1. マーチング・キューブ法

ボクセルをポリゴンに変換する手法のひとつに、1987年に発表されたマーチング・キューブ法がある。これは8つのボクセルを頂点とする単位立方体に対し、図 2-22 に示すように、複数の三角形パッチによって構成された等値境界面を生成するものである[8]。

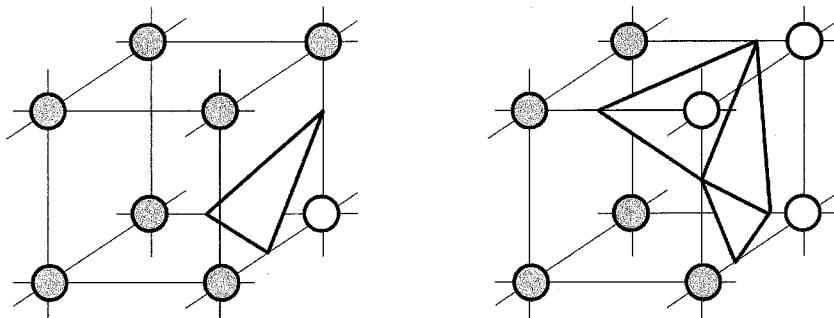


図 2-22 マーチング・キューブ法による等値面生成の例  
(左:領域外(白点)1点, 右:領域外3点)

等値境界面を生成する頂点の組合せは  $2^8 = 256$  通り存在するが、鏡像や回転により同形状になるものをまとめると、三角形の組合せパターンは 15 種類だけとなる。各ボクセルをこれらの三角形パッチの集合として扱うことにより、グラフィックアクセラレータを用いた高速表示が可能になる。三角形パッチの頂点座標はボクセル値の比率によって決められるため、各パッチの法線はボクセルサイズによって離散化されることがない。その結果、グレイレベルグラジェントを用いた場合と同様、豊富な濃淡階調を持つ3次元像が得られる。

マーチング・キューブ法では1ボクセルに対して複数の三角形パッチが生成されるため、パッチの数は膨大なものになる。そこで、統合可能なパッチを検出してパッチの総数を減らす試みも行われている。

マーチング・キューブ法によって作成した3次元像を図 2-23 に示す。原寸表示した3次元像は、サーフェスレンダリング像とほぼ同等のものとなる。ボリュームレンダリングに対する優位性は図 2-24 のような拡大表示を行ったときに現れる。ボリュームレンダリングのようなボクセルベースの表示法では、拡大するとエッジ部分にエイリアシングによるギザや、スムージングによるぼけが生ずる。これに対し、マーチング・キューブ法を用いたポリゴンベースの表示法では、パッチの頂点座標がボクセルサイズの影響を受けないため、拡大してもその精細さが保たれる。

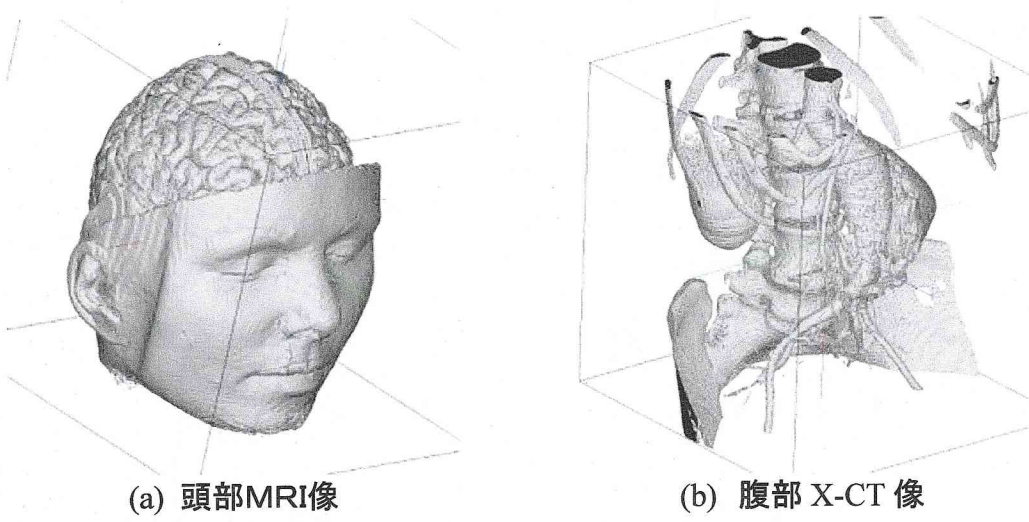


図 2-23 マーチング・キューブ法による3次元像

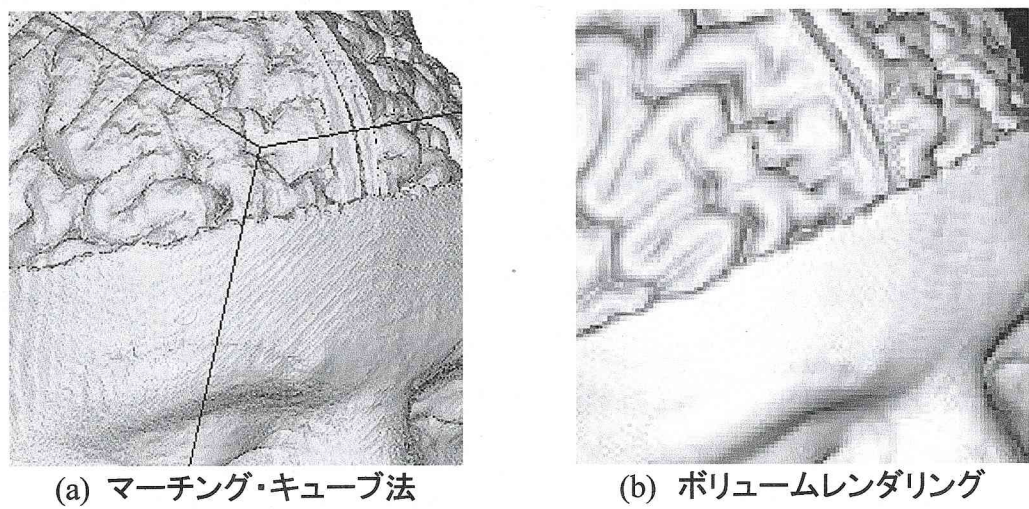


図 2-24 拡大に伴う画質の劣化

## 2.8. むすび

本章ではボクセルベースの代表的な3次元表示手法であるボリュームレンダリングについて、まずその基本原理を簡単に説明し、ついで本研究において考案した表示高速化手法について述べた。

ボリュームレンダリングは一種の投影処理であるため、3次元像の作成には多くの時間を要する。計算機性能も年々向上しているが、その一方で3次元データの解像度も年々高まっているため、高速化アルゴリズムの重要性は今後も変わることはないと思われる。

ボリュームレンダリングでは、あいまいな部分はあいまいなままに表示されるため、ポリゴンをベースとした明瞭な画像に比べると若干ぼやけた印象を受ける。しかし、これは不確かな情報を付加することを回避した結果と考えれば、一概に欠点とはいえない。

一方、ポリゴンベースの手法はCG用のグラフィックアクセラレータを備えた今日のPCアーキテクチャとの親和性が高く、高速・高機能な3次元表示システムを安価に構築できるというメリットを持つ。また、手術シミュレーションなどのように、臓器領域のモデル化が必要となるアプリケーションにも適している。ただ表示像のリアルさにおいては、ボリュームレンダリングの方が現状においてやや優るように思える。このように、両手法にはそれぞれ一長一短があり、互いの欠点を補いながら共存していくものと思われる。

3次元像がいかに高画質になり、高速表示できるようになっても、それが正しく対象臓器を表していなければ診断画像としての価値を持たないことは明らかである。この意味で、領域抽出は表示手法より重要性が高く、また、実現の困難な処理でもある。次章ではこの領域抽出手法について述べる。



## 第3章 領域抽出

### 3.1. まえがき

撮像技術の進歩により、医用画像の解像度は年々向上し、撮影時間は年々短縮されてきた。例えば、90年代初頭のMRIでは、 $128^3$ の3次元データを撮影するのに1時間以上を要していたのに対し、現在では $256^3$ の3次元データがわずか15分足らずで取得可能となっている。このように3次元データの取得自体は非常に容易になったにもかかわらず、3次元像は臨床現場において積極的に利用されているとはいえない。この最大の理由は、3次元像作成に必要な領域抽出手法の実用化が遅れているためと考えられる。

領域抽出は本来、高度な画像認識力と経験的知識が要求される処理であるため、その実現は今日の高い性能を持つ計算機をもってしても難しい。ここで次善の策として考えられるのが、全てを自動化するのではなく、人間の画像認識力を効果的に利用して抽出を行う方法である。本章では、これまで用いられてきた基本的な抽出アルゴリズムとその問題点について述べた後、本研究において考案した、対話型領域抽出手法について述べる。

### 3.2. 従来の領域抽出手法

#### 3.2.1. しきい値処理

ある組織におけるボクセル輝度値がある程度定まっている場合には、しきい値処理によってその組織を抽出することが可能になる。

図 3-1(左)は腹部のX線CT像である。骨のX線吸収率は軟部組織のそれに比べてはるかに高いため、CT像では骨領域だけが高輝度で表示される。したがって、X線CT像上の骨領域はしきい値処理によって容易に抽出できる。ただし、各骨領域の輝度はほとんど等しいため、ここから肋骨と脊髄を分離するといったことはできない。また、軟部組織については、図 3-1(右)の濃度ヒストグラムから明らかなように、どの領域の輝度もほぼ同じになるため、輝度情報を用いた領域抽出は基本的に不可能である。

図 3-2(左)はMRIで撮影した上半身のスライス像である。MRIでは基本的に水素原子の密度分布が画像化されるため、水分含有率の高い軟部組織が明瞭に映る。しかし図 3-2(右)の濃度ヒストグラムからわかるように、それぞれの組織の輝度範囲は互いに重なり合っているため、各組織をしきい値処理によって抽出することはやはり不可能となる。

ところで、MRI画像では組織間の境界(エッジ)が比較的明確に現れることから、エッジを利用した抽出手法が考えられる。この代表的なものには、エッジ抽出法、リージョングrowing



グ(領域拡張)がある。これらについて以下に述べる。

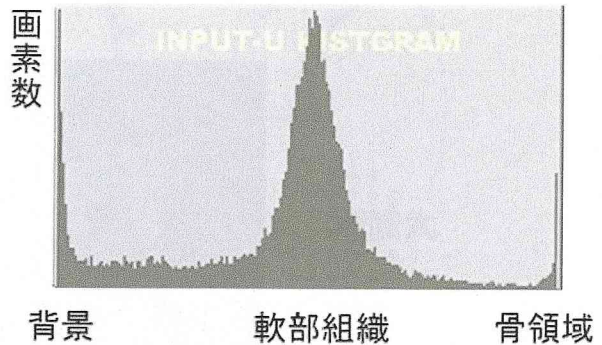
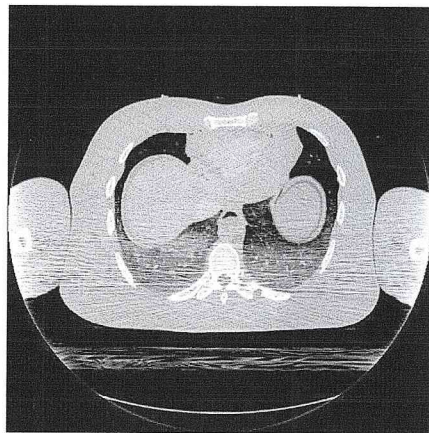


図 3-1 X線CT像とそのヒストグラム

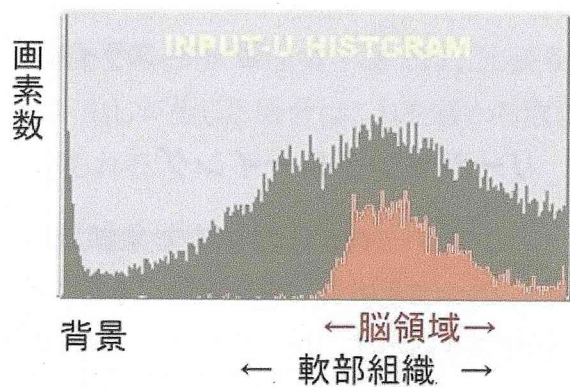
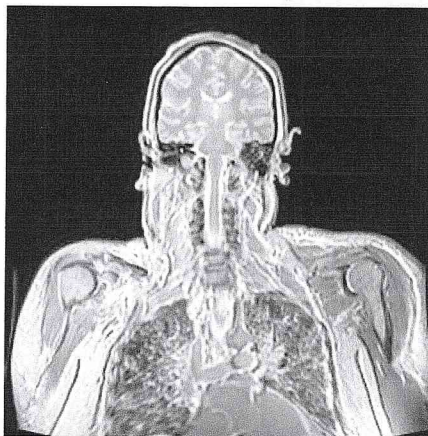


図 3-2 MRI像とそのヒストグラム

### 3.2.2. エッジ抽出

2次元データ上の対象領域の輪郭線を得る処理はエッジ抽出とよばれ、次の手順で行われる[17].

1. 画像全体に微分処理を施し、各領域の輪郭を構成している点列を求める
2. 求めた点列の中から、対象領域だけに属している点列を選びだす
3. 選びだした点列を連結して一本の閉曲線として構成する

しかし、3次元データに対しては、エッジ抽出による領域抽出は次の理由で困難となる。

1. 境界面を作成するため、隣接スライス間における輪郭線の対応付けが必要になる
2. 形状の複雑な領域は、図 3-3 に示すように、スライス上で多数の孤立領域に分かれるため、各領域に対して抽出対象臓器に属するか否かの判断が必要になる

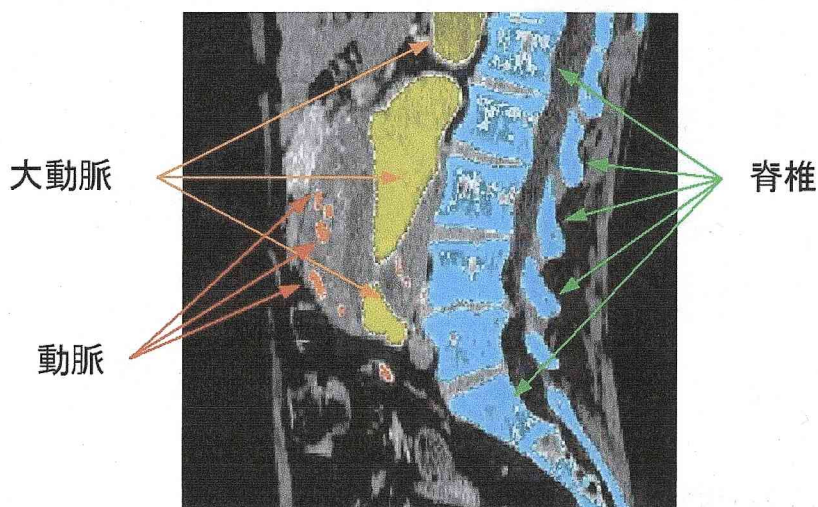


図 3-3 スライス上で分離する領域

### 3.2.3. リージョングローイング

リージョングローイングは、抽出対象領域内の一点から、同じ領域と見なされる隣接画素を取り込んでいくことによって領域抽出を行う手法である。2次元のリージョングローイングの原理図を図 3-4 に示す。リージョングローイングは多次元データへの拡張が極めて容易であり、また、形状の複雑さによらず領域全体を抽出することが可能である。したがって、3次元データに対する抽出手法として適している[18],[19]。

リージョングローイングの最大の欠点は、抽出対象以外の領域(以後、「外部領域」と記す)との接続が一切許されないことである。もしこれがひとつでも存在すれば、拡張点が外部領域に入り込み、この領域まで一緒に抽出してしまうことになる。外部領域との接続(以後、「連結部」と記す)は拡張条件を厳しくすることである程度抑制できるが、完全になくすことは難しい。また、制約を強めることによって、対象領域全体を抽出することも困難になる。

このようにリージョングローイングによる抽出手法は、抽出精度と信頼性の両面において大きな問題を抱えているといえる。

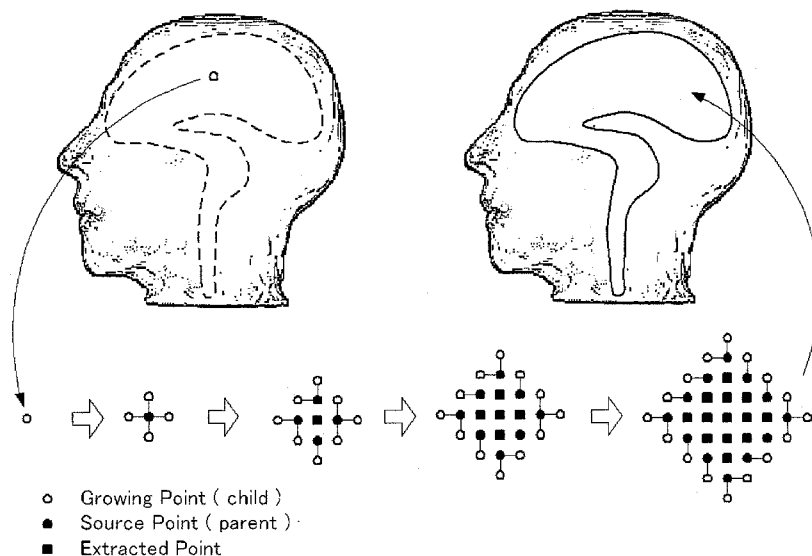


図 3-4 リージョングローイング

### 3.2.4. 提案手法の概要

リージョングローイングにおける上記問題の解決を図るため、提案手法では、拡張条件による外部領域へのはみ出しの抑制は行わず、はみ出しが生じた場合はこれを後から取り除く方法をとることとした。これによって次のメリットが得られる。

1. 拡張条件を緩めることにより、対象領域のより広い範囲を抽出できる
2. 拡張条件を厳密に最適化する必要がなくなるため、条件設定が容易になる

この方法の問題点は、はみ出し領域の削除作業が新たに必要になることである。この手間が対象領域の抽出作業よりも多くなるようでは、リージョングローイングを行う意味がなくなる。そこで、はみ出し領域の削除を効率的かつ高信頼に行う方法として次の2つの手法を考案した。

#### 1. 逆リージョングローイングアルゴリズム

指定したはみ出し領域に対し、その原因となった連結部の検出と除去を自動的に行う

#### 2. 3次元モニタ

リージョングローイングの経過観察を含む、3次元データに対する操作環境を提供する

以下、本手法のベースとして用いたリージョングローイングアルゴリズムについて詳しく述べた後、3次元データに対する修正作業、逆リージョングローイングアルゴリズムによる連結部除去、3次元モニタについて順に述べる。本手法の実際のデータへの適用例については第4章において示す。

### 3.3. リージョングローイング

本節では 3.2.3. で触れたリージョングローイングの性質と動作について、さらに詳しく述べる。なお本論文では拡張元の点を「親」、これに隣接し抽出領域に取り込まれた点を「子」と記している。リージョングローイングでは、親がその周囲に子を作り終わると世代交代が行われ、子が新たな親となってその周囲にさらに新たな子を作成する。この一世代分を「拡張サイクル」、最初の親(=開始点)から数えた世代交代数を「世代番号」と記す。なお開始点の世代番号は0とする。

#### 3.3.1. 隣接点の取り方

図 3-5 に示すように、リージョングローイングにおける隣接点の取り方には、2次元拡張では4近傍と8近傍の2種類、3次元拡張では6近傍、18近傍、26近傍の3種類が考えられる。隣接点の取り方によって拡張中の領域形状は若干異なり、6近傍では正8面体、26近傍では正6面体となる。ただし、最終的に抽出される領域は基本的にどの場合も同じである。

6近傍では親子間の距離は常に等しくなるが、18近傍では $1, \sqrt{2}$  の2通り、26近傍では、 $1, \sqrt{2}, \sqrt{3}$  の3通りの距離をとる。したがって、隣接画素間の差分量を拡張条件として用いる場合には、拡張条件を親子間の距離に応じて調整する必要がある。

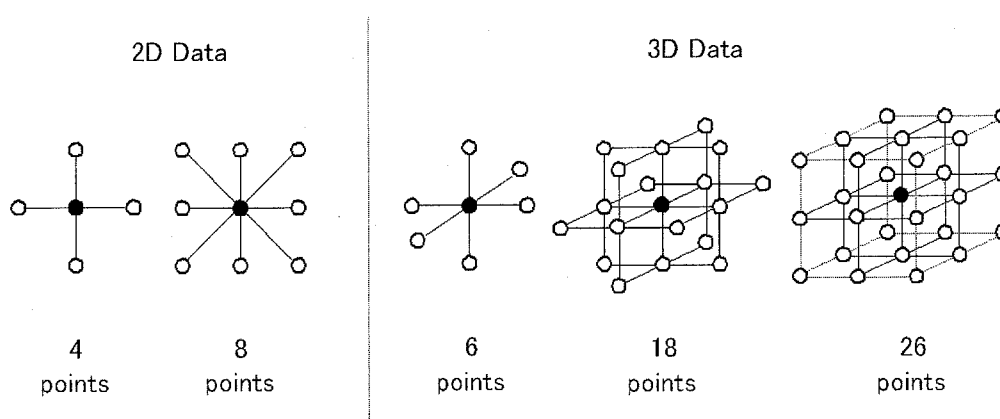


図 3-5 リージョングローイングにおける隣接点の取り方

#### 3.3.2. 拡張条件

拡張を対象領域内に限定して行うためには、拡張条件を適切に設定する必要がある。拡張条件と抽出領域の関係は一般的に図 3-6 に示すようになる。拡張条件を厳しくすると(a)や(b)のように対象領域の一部しか抽出されず、逆に緩くすると(c)や(d)のように外部へのはみ出しが発生する。対象領域が全て含まれ、かつ、はみ出しがひとつも発生しないような拡張条件



が理想であるが、このような条件が存在するとは限らない。また、存在したとしても、これを見つけることは容易なことではない。

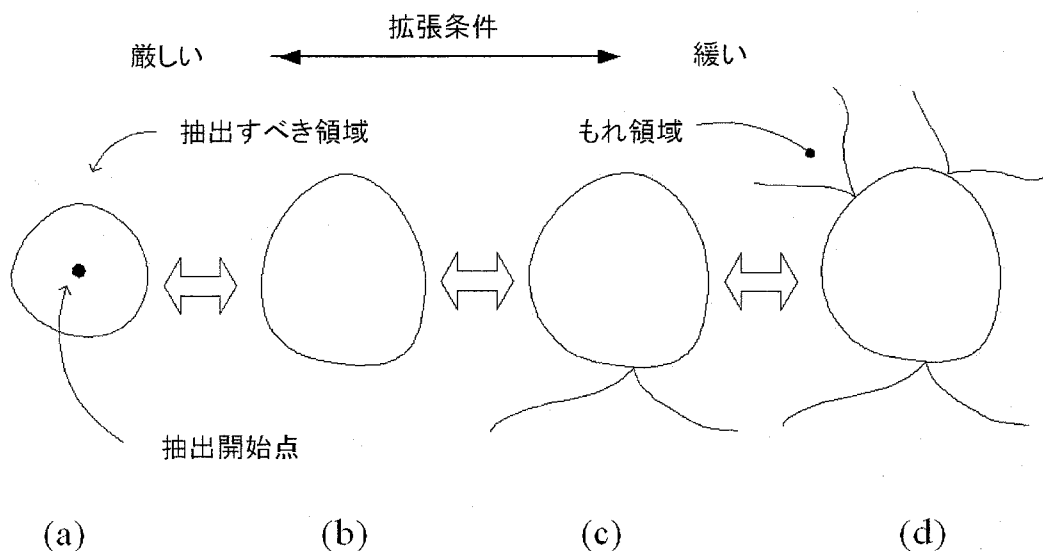


図 3-6 拡張条件と抽出領域

拡張の可否を決める基準となり得る項目を以下に挙げる。それぞれの項目には一長一短があるが、これらを適切に組み合わせて用いることにより、それぞれの長所をいかした、きめ細かな条件設定が可能になる。

### 1) 親子ボクセル間の輝度差

隣接するボクセル同士の輝度値が等しいか十分に近ければ、それらは同じ領域に属すると見なすことができる。ただし、この条件は領域境界部分のように、輝度が同じ方向に向かって徐々に変化しているような場合には制約条件として機能しない場合がある。

### 2) 子ボクセルの輝度範囲

X線CT像における骨領域のように、抽出すべき領域の輝度範囲がある程度決まっていれば、これを拡張条件として利用できる。また、この条件を用いることで、1)の条件が機能しない場合でも拡張を強制的に中断させることが可能になる。

### 3) テクスチャの類似度

拡張点近傍における平均値や分散などの統計量は、肝臓や腎臓のようにある決まった濃淡パターンを持つ組織の抽出に有用と考えられる。

#### 4) 拡張領域の形状

目的領域とはみ出し領域との間に存在する連結部は、細くくびれた形状を呈する場合が多い。したがって、拡張を行いながら拡張点周囲の形状を常にチェックし、その結果をもとに拡張を制御する方法が考えられる。ただし、拡張点の周囲形状は拡張がある程度進行しないとわからないため、この方法を実際に適用することはかなり困難である。

3) と4) の条件判定にかかる計算量は1), 2)に比べてはるかに多く、実用的な処理速度を得ることは難しい。そこで、ここでは 1)と 2)を組み合わせる拡張条件として使用することにした。両条件は互いの欠点を補うように働くため、各条件を単独で用いるよりも、さらに良好な抽出結果が得られる。以後、1)を局所条件、2)を大域条件と記す。

拡張条件の具体的な設定方法を以下に示す。大域条件に対応する輝度範囲は、式(3-1)で示すように、拡張開始点  $P_0$  の輝度値  $f_0$  を中心に、 $\pm \alpha$  の範囲と定める(図 3-7 参照)。拡張開始点  $P_0$  の値を基準値としているのは、拡張開始点は通常、抽出すべき領域の代表点として与えられるためである。

$$|f_{i+1} - f_0| < \alpha \quad (3-1)$$

局所条件は式(3-2)で示すように、 $i$  サイクル目の拡張における親  $P_i$  と子  $P_{i+1}$  のそれぞれのボクセル輝度を  $f_i, f_{i+1}$  とするとき、その差が  $\pm \beta$  の範囲内にあることとする。

$$|f_{i+1} - f_i| < \beta \quad (3-2)$$

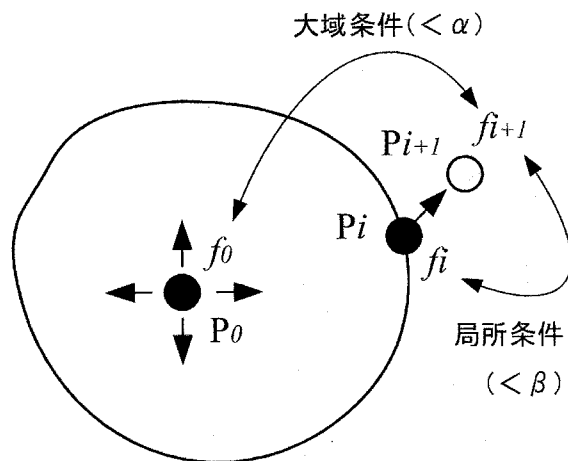


図 3-7 大域条件と局所条件

一般に、複数の拡張条件を組み合わせる場合には、各条件を全て満足することを条件とするか、式(3-3)のような重み付け加算値によって評価するかの2通りの手法が考えられる。

$$(1-\gamma) \cdot |f_{i+1} - f_0| + \gamma \cdot |f_{i+1} - f_i| < \delta \quad (3-3)$$

上式において $\gamma$ は局所条件の寄与率、 $\delta$ は拡張の容易さを決定するパラメータである。

前者はパラメータ $\alpha$ 、 $\beta$ の目安を、画像データの輝度ヒストグラムなどからある程度つけることができ、その設定も比較的容易である。後者は片方の条件が多少範囲外にあっても、もう片方の条件が十分満足されていればよい、といった柔軟な判定が可能になるが、設定すべき条件を直感的に見つけることは難しい。ここでは条件設定が簡単に行える、前者の手法を用いることにした。

### 3.3.3. はみ出しの発生要因と対処法

リージョングrowingにおけるはみ出しは、主に次の2つの要因によって生じると考えられる。

1. ノイズ画素による領域同士の連結
2. ほぼ等しい輝度値を持つ領域同士の接触

1の要因によるはみ出しは、より厳しい拡張条件を用いることである程度低減できるが、完全になくせるとは限らない。また、はみ出しの原因となるようなノイズは、抽出処理の前に取り除いておくことが望ましいが、ノイズのみを正確に除去することもまた難しい。例えば4.2.5.で後述するように、スムージングによるノイズ除去は、領域の境界をぼかしてしまうため、2の要因によるはみ出しをかえって多発させる結果を招くことになる。

2のように複数の領域が同じ輝度値で接している場合、その分離には解剖学的知識が必要になる。例えば、頭部MRI画像において脳と眼球は視神経を通じて連結しているため、リージョングrowingにおいてこれらを分離することは本質的に不可能である。連結部がごく小さい場合には、縮小・拡大演算による連結部の削除も可能になるが、他の領域に影響を与えないように、対象範囲を限定して行うなどの工夫が必要になる。

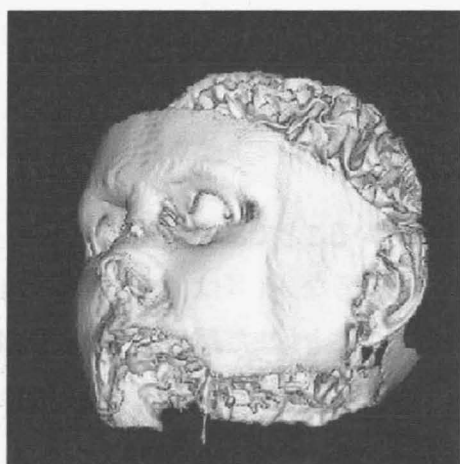
いずれの場合も、ある拡張条件の下でははみ出しが生じるか否かは、実際にリージョングrowingを行ってみなければわからない。したがって、最適な拡張条件を見つけるためには、条件を少しずつ変えながら何回も試行する必要がある。一回のリージョングrowingに要する時間は1分足らずであっても、試行回数が多くなれば相当量の時間が費やされることになる。

提案手法ではリージョングrowingにおけるはみ出しの発生を許しているため、試行の繰り返しによる拡張条件の最適化は不要である。また、余裕を持たせた拡張条件を使用できることは、目的領域をより広く抽出する上でも有利となる。

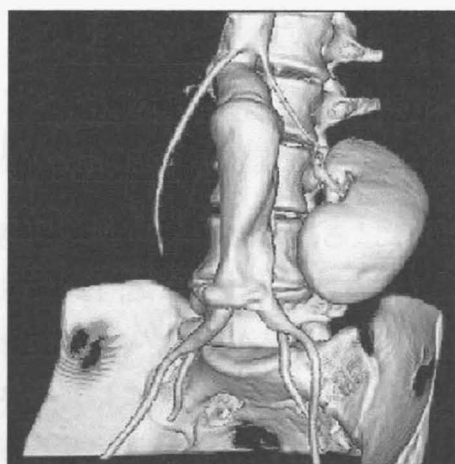
### 3.4. はみだし領域の削除手法

#### 3.4.1. はみ出し領域の修正

はみ出し発生による抽出失敗例を図 3-8 に示す. (a)は頭部MRIデータから脳領域を対象として抽出を行ったものの, 抽出領域が脳領域から視神経, 眼球を伝って表皮に広がってしまっている. (b)は大動脈の抽出を試みたものであるが, これも脊椎, 骨盤, 腎臓全てが一緒に抽出されてしまっている. 目的とする領域抽出結果を得るためには, これらの余分に抽出された領域を除去する必要がある.



(a) 頭部MRIデータ



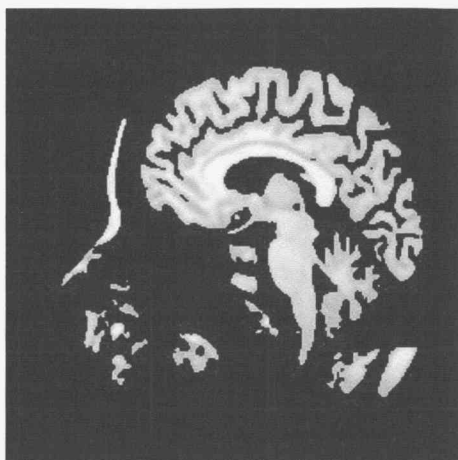
(b) 腹部X線CTデータ

図 3-8 はみだし発生による抽出失敗例

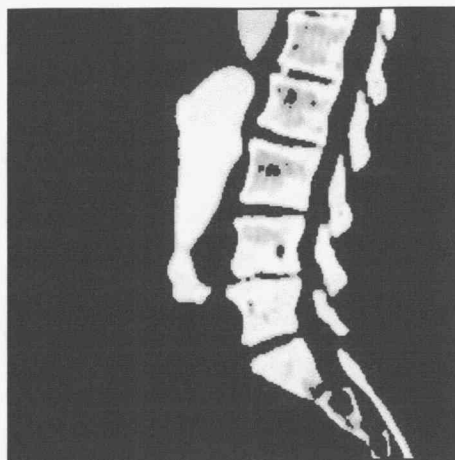
ここで3次元データに対する修正処理をどのようにして行うかが問題になる. 2次元のモニタに映し出されている3次元像上では, 奥行き方向の距離がわからず, また, 3次元の座標指定も行えない. このため, 3次元データに対する修正作業はどうしてもスライス像上で行わざるを得ない.

上の抽出結果に対するスライス像の一例を図 3-9 に示す. ここから不要領域を削除するには, 輪郭トレース, あるいは, 消しゴムのようなツールを用いてこの画像上で不要な領域を順次消去していけばよい. しかし, 数百枚のスライス像に対するこうした作業を, 臨床現場において行うことは到底不可能である.





(a) 頭部MRIデータ



(b) 腹部X線CTデータ

図 3-9 はみ出し発生結果のスライス表示

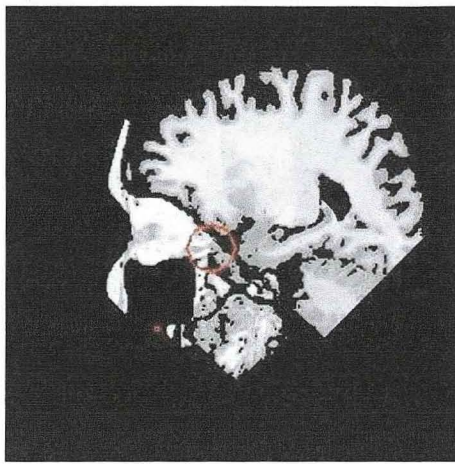
### 3.4.2. スライスを用いた連結部探索

はみ出し領域が大きくなるほど、その除去には多くの手間がかかるようになる。しかし、はみ出しが発生直後のまだ小さいうちならば、その削除の手間は比較的少なくてすむ。このはみ出し領域の発生源となった連結部を削除してからもう一度リージョングロウイングを行えば、今度ははみ出しが生じないため、はみ出し領域全体を除去した場合と全く同じ抽出結果が得られる。以下、この連結部の除去手法について述べる。

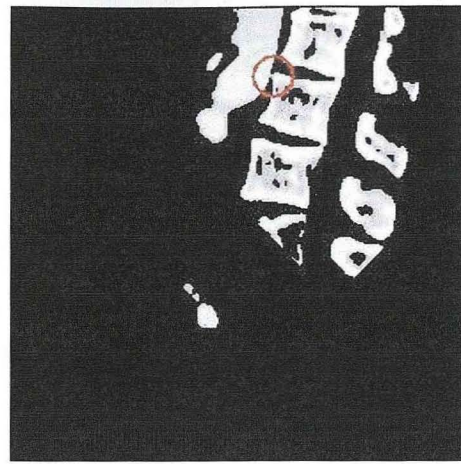
連結部を除去するには、まず抽出領域の中から連結部を構成しているボクセルを特定する必要がある。しかし、連結部は通常極めて小さく、しかも、抽出対象とはみ出し領域とに挟まれて存在するため、3次元像上での視認は不可能である。したがって、その探索はスライス像上で行わなければならない。

図 3-10 に連結部を含むスライスを示す。赤丸の部分に連結部が存在している。しかし、このような微小な連結部を数百枚のスライスの中から探し出すこともまた困難な作業である。さらに、スライスの切断方向によっても連結部の見え方が異なるため、一方向だけでなく複数方向のスライスを調べる必要がある。

連結部を効率的に探す手法として、リージョングロウイングの過程を逆にたどる方法が考えられる。各抽出時点における抽出領域を表示させながら抽出時点をさかのぼっていくと、はみ出し領域が連結部に向かって徐々に縮小していき、連結部に達した時点で消滅するのが確認できる。ここから連結部のおおよその位置がわかるので、その付近をスライス像上で探せば、連結部を見つけ出すことは決して困難なことではない。



(a) 頭部MRIデータ



(b) 腹部X線CTデータ

図 3-10 スライス上で確認された連結部(赤円内)

### 3.4.3. 抽出履歴データ

リージョン Growing の過程を逆にたどるためには、各抽出時点において抽出された領域を示すデータが必要になる。各抽出時点における抽出領域をそれぞれ3次元データとして保持すると膨大な量になるため、ここでは3次元データと同サイズの3次元配列をひとつだけ用意し、ここに各ボクセルがどの拡張サイクルで抽出されたかを示す世代番号を格納することにした。この配列データを「抽出履歴データ」とよぶ。抽出履歴データの具体例を図 3-11 に示す。

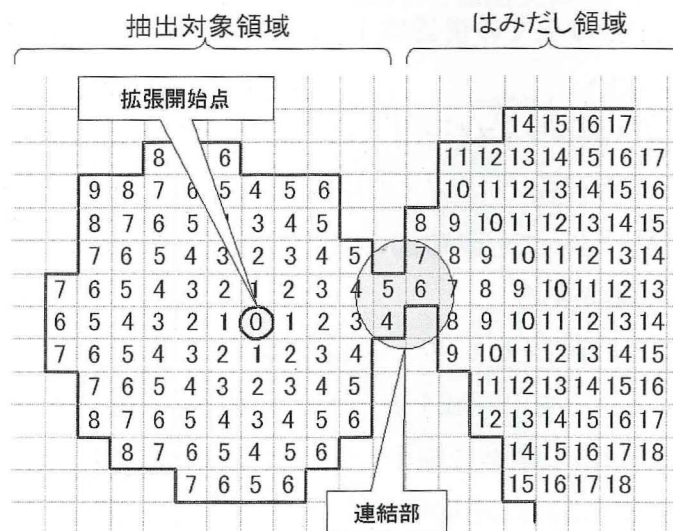


図 3-11 抽出履歴データと世代番号

未抽出領域の世代番号は最大値(例えば, 255)としておく. これにより, 抽出世代  $n$  までに抽出された領域は, 抽出履歴データの中で  $n$  以下の値を持つボクセルの集合として即座に取り出すことができる.

抽出履歴データを利用して, 世代を逆に辿りながら抽出領域の3次元表示を行うことによって, 連結部のおおよその位置を特定できる. この連結部をスライス上で削除した後, もう一度最初からリージョングローイングを実行すれば, 今度ははみ出しを生じさせることなく対象領域を抽出できる. この方法は 3.4.1. で述べた, はみ出し領域全体を削除する方法に比べて必要な作業量ははるかに少なくなる.

なお, 連結部を除去した後のリージョングローイングは最初からやり直す必要はなく, 連結部が生じた世代(図 3-11 の例では世代番号5)の直前から始めれば十分である. この任意の拡張サイクルにおける抽出状態の再現も, すでに述べたように, 抽出履歴データを用いることで瞬時に行うことが可能である.

抽出履歴データは, 3.5. において述べる, 連結部の自動検出に用いる逆リージョングローイングアルゴリズムにおいても重要な役割を果たしている.

### 3.5. 連結部の自動探索

前節で述べたように、リージョングローイングにおいてははみ出しが生じた場合、はみ出しの原因である連結部を除去してしまえば、はみ出し領域全体を除去する必要はもはやなくなる。しかし、連結部の検出およびその除去は、複数のスライスにまたがって行う必要があり、しかも、実際のデータでは連結部が複数個存在しているため、それらの削除にかかる手間は決して少なくはない。そこでこの作業を軽減するため、連結部の検出と除去を自動的に行う手法を考案した。本節ではこの手法について述べる。

#### 3.5.1. 拡張点数推移からの連結部の特定

リージョングローイングにおける各世代の拡張点数の数は、開始点の1個からまず増加し、その後いくつかのピークを経た後、徐々に減少して最終的に0となって終了する。この拡張点数のカーブは抽出領域の形状を反映していることから、これを連結部の検出に用いる手法が考えられる。図3-12は連結部Cにおいて接続している領域A、Bからなるデータに対し、領域A内の一点からリージョングローイングを行った例である。下の2つのグラフは拡張点数の推移を示しており、(a)は拡張開始点を連結部Cからやや遠い $P_1$ に取った場合、(b)は連結部に近い $P_2$ に取った場合を示している。

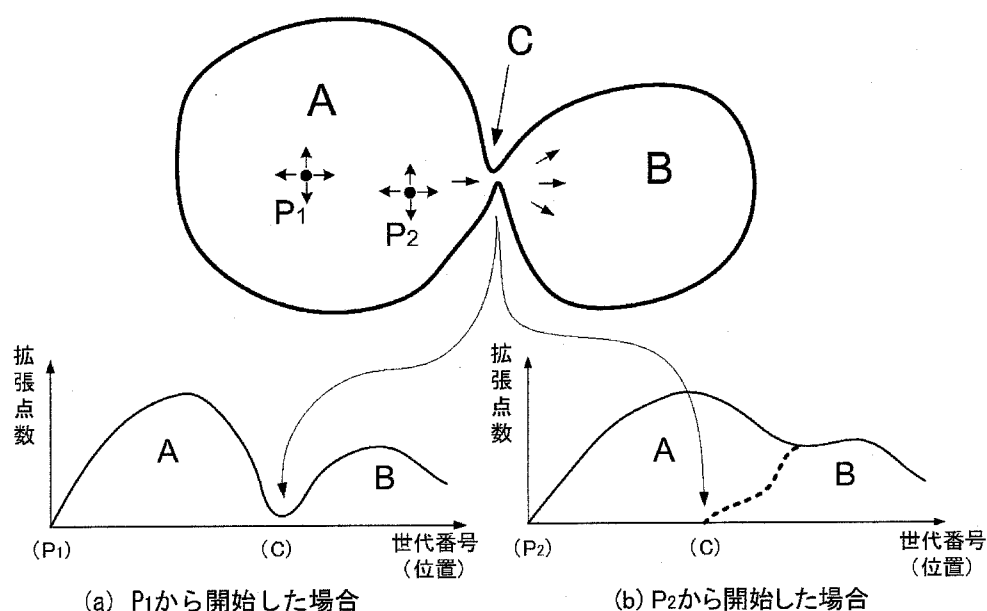


図 3-12 リージョングローイングにおける拡張点数の推移

(a)では、領域A内において開始点  $P_1$  から連結部Cまでの距離が最も長くなるため、拡張点が連結部Cに達した時点で、領域Aの抽出は既に終わっている。したがって、連結部Cを通過するときの拡張点はこの場所以外には存在せず、拡張点の数は連結部Cにおいて極小となる。この後、拡張点が領域Bに入ると拡張点の数は再び増大する。したがって、拡張点数のグラフは2つの山を持つ形になり、連結部Cは谷間に対応する世代番号を持つボクセルとして特定できることになる。

ただし、この方法は、拡張開始点  $P_1$  と連結部Cとの距離が十分に離れていなければ成立しない。もし  $P_2$  のように拡張開始点を連結部に近い場所にとった場合には、(b)のグラフのように谷間が現れず、連結部の検出が不可能になる。すなわち、この方法を使うには連結部の位置が既知でなければならず、したがって、連結部の特定方法にはなり得ない。

そこで、今度は図 3-13 に示すように、はみ出し領域Bの内部を起点とするリージョングrowingを考える。しかし、この場合も、連結部において拡張点数が極小値を持つためには、開始点を連結部から十分離れた位置にセットする必要があることに変わりはない。

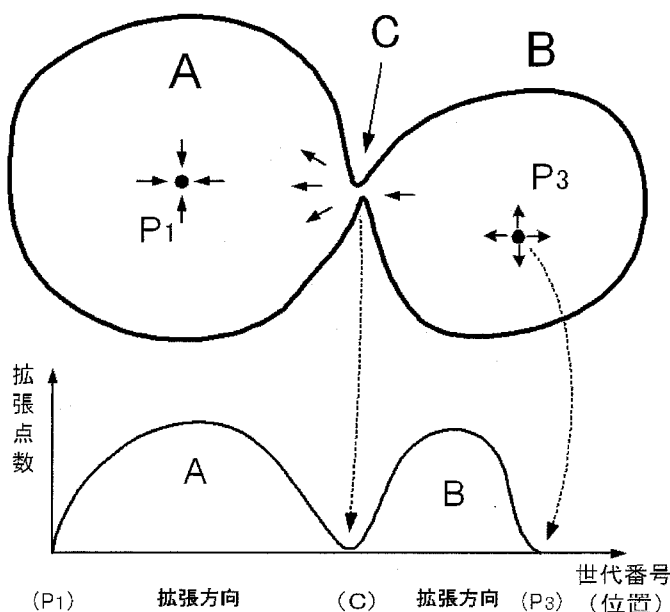


図 3-13 逆方向のリージョングrowingにおける拡張点数の推移

ここで、はみ出し領域Bから開始するリージョングrowingにおいて、常に領域Bから領域Aへと向かう方向性を持たせることを考える。これは、先のリージョングrowingにおいて生成された抽出履歴データを用い、「世代番号が小さいこと」を拡張条件とすることで実現できる。領域Bは連結部Cから生じた領域であるため、連結部Cの世代番号は領域B内で最小の

値となっている。よって領域Bのどこから拡張を開始しても、連結部Cは領域Bの中では必ず最後に通過する場所となる。したがって、この抽出世代を逆にたどるリージョングローイング（以後、「逆リージョングローイング」と記す）における拡張点数の推移は、図 3-13 下段のグラフに示すように、連結部において常にくびれを持つ形になることが期待できる。

図 3-11 に示した2次元の抽出履歴データに対して、世代番号が1小さいこと拡張条件とする逆リージョングローイングを実行した結果を図 3-14 に示す。灰色のマスキングは逆リージョングローイングにおいて抽出された領域、下のグラフは各抽出世代における拡張点数を示している。抽出世代5～6の所において拡張点数の谷間が現れており、これは確かに連結部と一致していることがわかる。

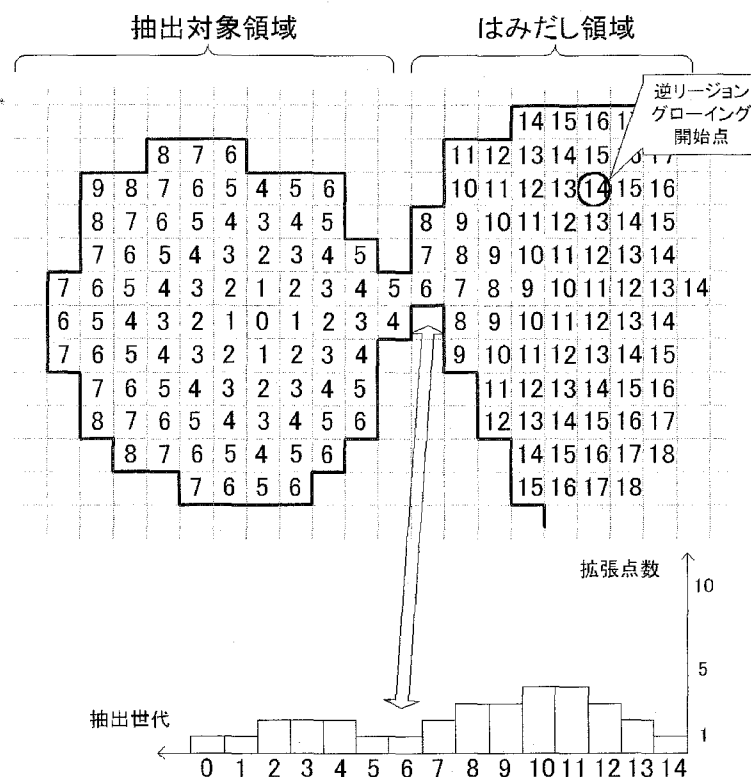


図 3-14 逆リージョングローイングの拡張点の推移

### 3.5.2. 逆リージョングローイングにおける拡張促進

図 3-14 の拡張点数の推移グラフを見ると、連結部(世代番号5～6)において拡張点数は確かに極小値となっているが、その前後の拡張点数も高々2～4しかなく、連結部である谷間はそれほど明瞭にはなっていない。そこで、連結部を際立たせるために、連結部前後における拡張点数を増やすことを考える。ここでは逆リージョングローイングの1拡張サイクルごとに

1. 親は、世代番号が1少ない隣接点を子として登録する
2. 子は親と同じ世代の隣接点を新たな親として追加する
3. 追加された親は最初の親と同様の手順で子を生成する
4. 2.と3.を新たな親、または子が作れなくなるまで繰り返す

最初に生成される親

最初の親

最初の子

新たに生成される親

親⇒子の拡張条件:  
抽出世代番号が1小さい

子⇒親の拡張条件:  
抽出世代番号が1大きい

生成された親から生まれた子

上記の再帰的拡張を用いることにより，両領域内での各拡張世代における親・子の数は著しく増加する一方，連結部の拡張点数は変化しない．その結果，拡張点数のグラフには連結部において急峻な谷間が現れることになる．

45

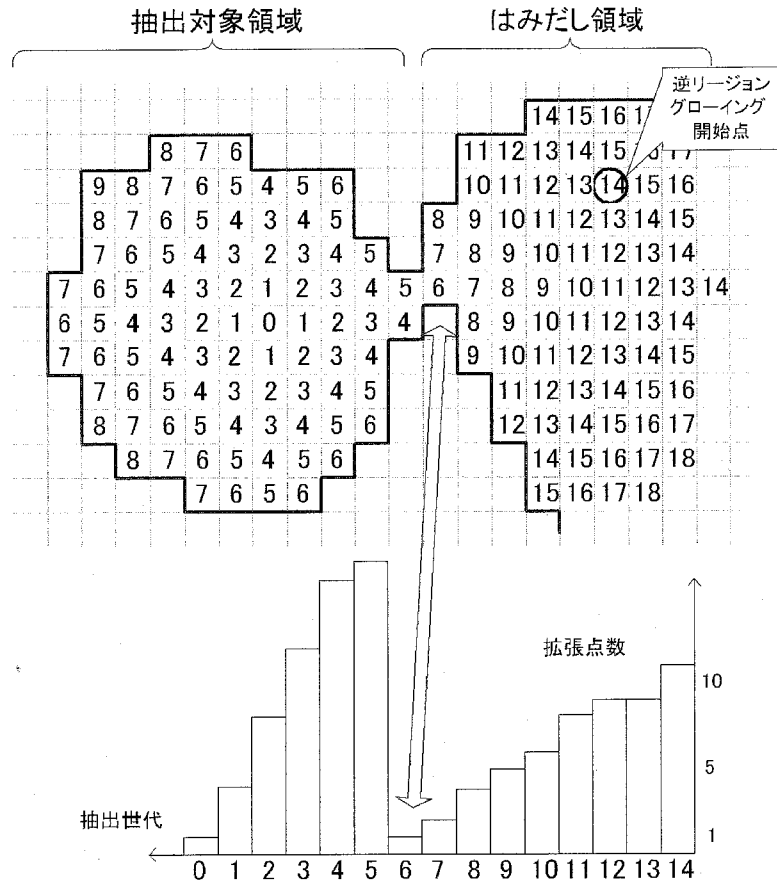


図 3-16 再帰的拡張を適用した逆リージョングロウイング

### 3.5.3. 連結部の判定方法

前節で示したように、連結部は逆リージョングロウイングにおける拡張点数推移の谷間として現れる。したがって、この谷間の深さを数値で表せば、その値の大小をもとに連結部を自動判別することが可能になる。谷間の深さを表す指標としては、各世代における拡張点の増加率が基本となるが、抽出領域の形状によっては、前後の山が目立たなかったり、谷間が長く続いたりして、増加率に基づく判別が不可能になる場合がある。このような場合も考慮した連結部の自動判別手法について以下に述べる。

#### 1) 拡張点数の増加率による判定

再帰的拡張を適用した逆リージョングロウイングでは、連結部を抜けて抽出対象領域に進入した時点で拡張点の数が急増する。したがって、連結部を検出するには、各世代に対してひとつ前の世代との拡張点数の比率を求め、この中から最大の比率をとる世代を選べばよい。



ここでは、ノイズの影響による拡張点数の変動を考慮し、前後3世代間の移動平均比をその世代における拡張点数比として用いた。この計算式を式(3.4)に示す。

$$E(n) = \frac{\sum_{i=n+1}^{n+1+\alpha} R_i}{\sum_{i=n-\alpha}^n R_i} \quad (3.4)$$

$E(n)$ は抽出世代  $n$  と  $n+1$  間の拡張点数の比率(移動平均比)、 $R_i$ は逆リージョングロウイングの世代番号  $i$  における拡張点数、 $\alpha$ は拡張点数平均値の算出区間長を示すパラメータである。逆リージョングロウイングが終了した後、全ての抽出世代  $n$  に対して移動平均比  $E(n)$ を求め、これを最大とする  $n$  を連結部の世代番号とする。

先に示した各世代の拡張点数データに対し、平均値算出区間  $\alpha=3$  として求めた移動平均比  $E(n)$ を図 3-17 の折れ線で示す。この例では世代5と世代6の境界にあたる  $E(6)$ が最大となることから、抽出世代番号6の点が連結部として自動判別されることになる。

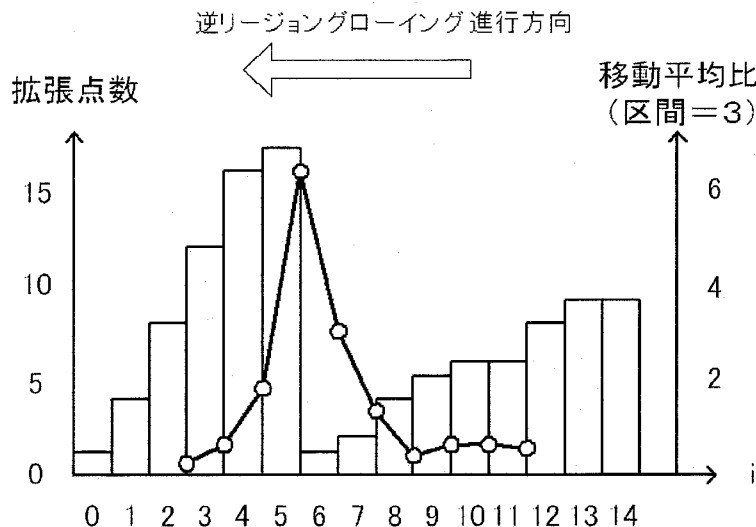


図 3-17 拡張点数の移動平均比

## 2) 拡張点数からの連結部判定

拡張点が連結部を抜けて対象領域に入った瞬間に拡張点数が急増するためには、対象領域中に連結部と同じ抽出世代番号を持つボクセルが多数存在している必要がある。図 3-18 の(1)に示すような領域の場合、連結部の前後における拡張点数の比率は数十～数百となり、連結部は1)の方法で確実に判定できる。しかし、同図(2)のように連結部から離れた位置に拡張開始点がある場合には、連結部を通り抜けた後の拡張点数の増加は緩やかになり、連結部の判定が難しくなる。このような場合には、連結部手前における拡張点数の減少傾向や、拡張点数そのものから連結部の判定を行う。

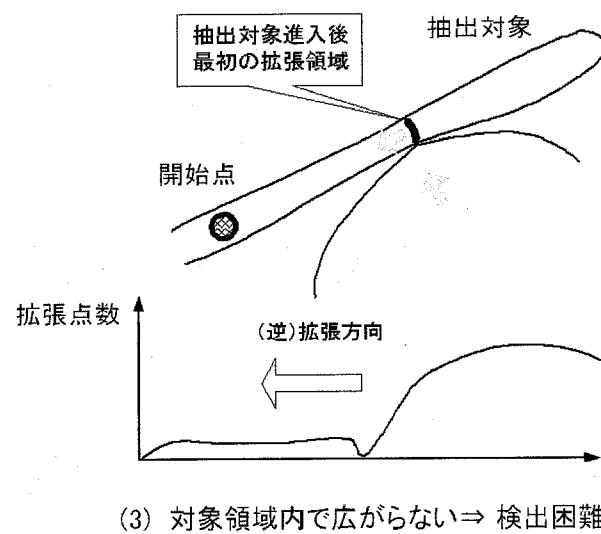
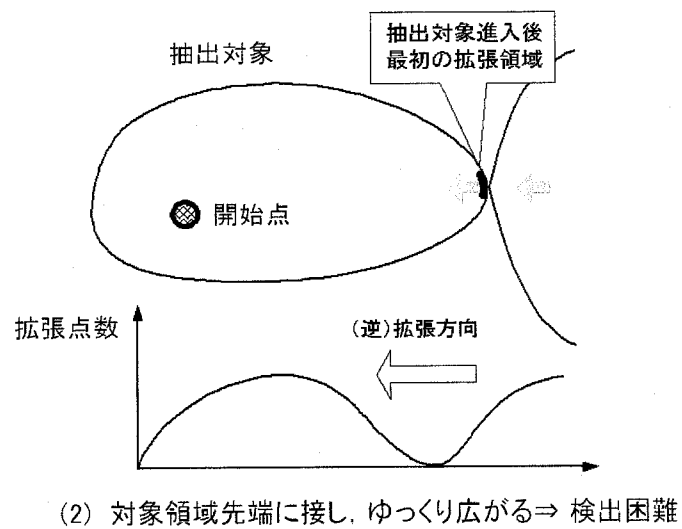
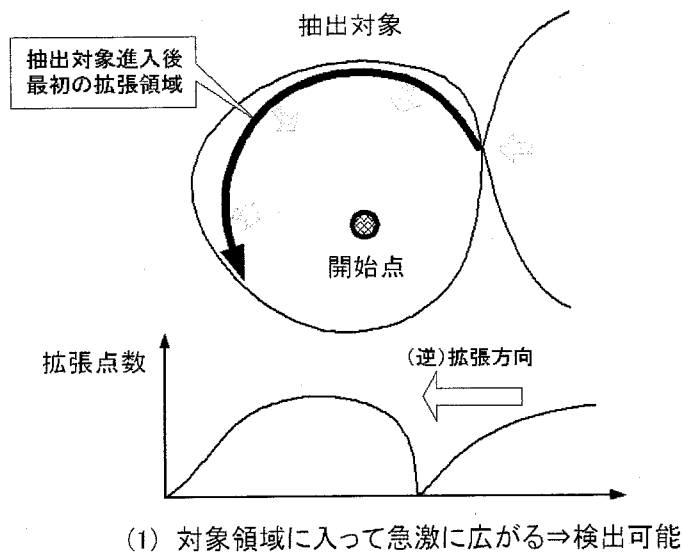


図 3-18 抽出対象領域の形状と拡張点数の推移

ただし、この場合はくびれの位置が明確ではないため、その判定結果は必ずしも正確なものとはいえなくなる。そこで、特定された連結部は削除する前に操作者に提示し、これを取り除くかどうかを操作者の判断に任せる手法をとっている。(3.5.5. を参照)

なお図 3-18(3)のように、ボリュームの小さい領域や細長い形状を持つ組織では、連結部をくぐり抜けた後での拡張点の増加は見込めず、連結部の自動検出は不可能になる。このような領域(例えば、血管)を抽出する手法については第5章で述べる。

### 3) 逆リージョンローイング開始点に近い連結部の優先

実際のデータに対して逆リージョンローイングを行うと、拡張開始点(拡張世代=0)に到達するまでに複数の連結部が現われることがある。例えば、図 3-19 の例では連結部が5ヶ所に存在しており、この場合、どの連結部から削除するかが問題になる。

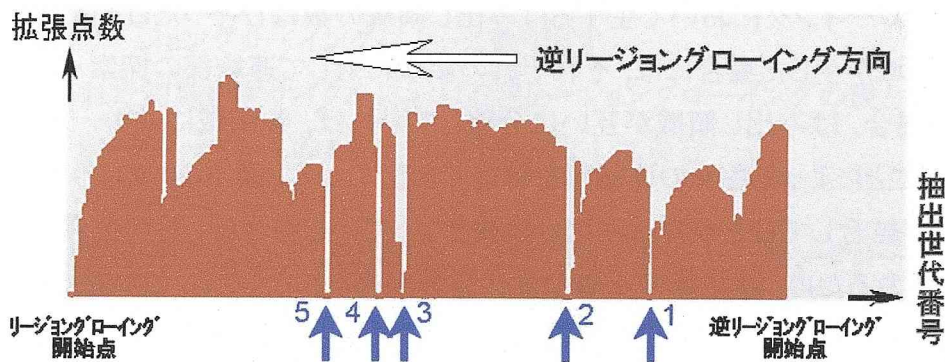


図 3-19 連結部の候補とその選択

それぞれの連結部については式(3.4)により拡張点数の移動平均比がすでに計算されている。したがって、これが最大となる候補を選択する方法がまず考えられる。しかし、移動平均比の大きさは連結部周囲の局所的な形状に大きく左右されるため、離れた連結部間での値の比較はほとんど意味を持たない。

3.6. で後述するように、逆リージョンローイングの開始点は、はみ出しの発生が認められた時点で、操作者により、そのはみ出し領域上にセットされる。したがって、連結部は開始点の近くに存在する可能性が高くなる。また、図 3-19の例において削除すべき連結部が2番目であった場合、その内側の連結部3を誤って削除してしまうと元の状態に戻すことは不可能になるが、それより外側の連結部1を誤って削除したとしても、抽出結果に影響を与えることはない。

以上の理由から、複数の連結部候補が現れた場合には、最初に出現した連結部を優先的

に除去していくことが、連結部である可能性と安全性の両面からみて妥当と考えられる。

ここでは各世代における移動平均比  $E(n)$  の大きさにも若干の含みを持たせることを考え、1)の条件に開始点からの距離に応じた重みを加えた式(3.5)を連結部の判定に用いている。全区間において  $E'(n)$  を最大とする  $n$  が最終的な連結部の世代番号となる。

$$E'(n) = (n/n_0)^{(\gamma-5)/2} E(n) \quad (3.5)$$

$n$  は抽出世代番号,  $n_0$  は逆リージョンローイング開始点の抽出世代,  $\gamma$  は重みを決定するパラメータで 0~10 の間で選択する.  $\gamma$  を大きくするほど, 開始点に近い連結部を選択する確率が高くなる. したがって, 操作者はこの  $\gamma$  を調整することで, 連結部の選択に関して自分の意向を反映させることもある程度可能である.

#### 3.5.4. 複数のはみ出しへの対処

リージョンローイングにおいて生ずるはみ出し領域の数はひとつだけとは限らない. 複数のはみ出し領域が生じた場合には, それぞれの領域に対して連結部の探索・除去を行う必要がある. この場合, はみ出し領域が互いに分離していれば, 各領域に逆リージョンローイングを適用することによって各々の連結部を特定できる. しかし, 図 3-20 のように2つ以上のはみ出し領域が結合してひとつのはみ出し領域となっている場合は, 谷の位置が各連結部の世代番号とずれるため, 連結部の正確な世代番号が得られなくなる. この対処法について以下に述べる.

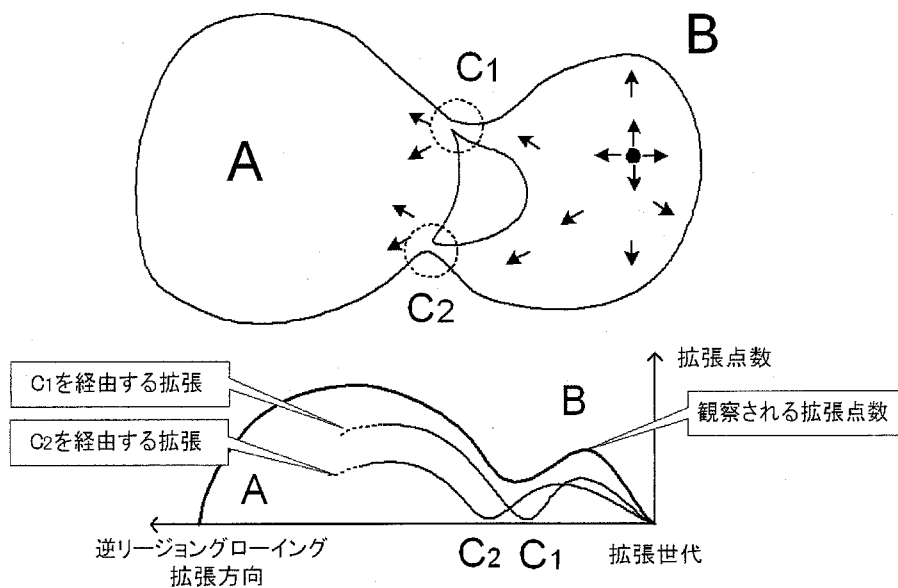


図 3-20 複数のはみ出しが存在する場合の拡張点数の推移

図 3-20 の例における逆リージョングロウイングの過程では、はみ出し領域B内の一点からスタートした拡張はまず領域Aに向かって成長し、途中でC<sub>1</sub> に向かう拡張とC<sub>2</sub> に向かう拡張に分離する。ここでC<sub>1</sub> に向かう方向のみについて逆リージョングロウイングを続行すれば、C<sub>1</sub> を特定することが可能になる。C<sub>1</sub> を除去したあと、改めてBの内部から逆リージョングロウイングを行えば今度はC<sub>2</sub> を特定できる。

これを実現するために、逆リージョングロウイングの1拡張サイクルごとに、拡張部分(子領域)の連結性をチェックし、拡張部分が2つに分かれた場合はその片方のみを新たな拡張領域(次世代の親)とする処理を追加する。連結性のチェックは、「拡張点の抽出世代と一致していること」を拡張条件とするリージョングロウイングにより行っている。その手順を以下に示す。

1. 逆リージョングロウイングの1サイクル(再帰的拡張処理を含む)が終了する
2. 1.で新たに拡張された領域のうち連結している領域のひとつを、同世代領域を抽出対象とするリージョングロウイングによって取り出す
3. 2.で得られた領域を次サイクルにおける逆リージョングロウイングの親とする
4. 逆リージョングロウイングの1サイクルを開始し、1に戻る

複数の連結部を持つはみ出し領域(図 3-21)に対する逆リージョングロウイングの具体例を以下に示す。

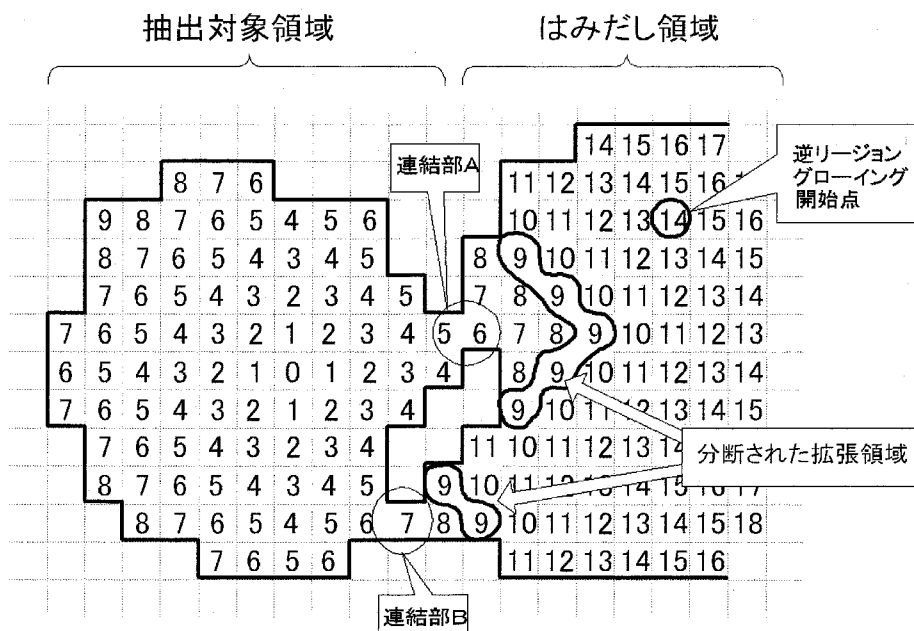


図 3-21 複数の連結部を持つ場合の逆リージョングロウイング

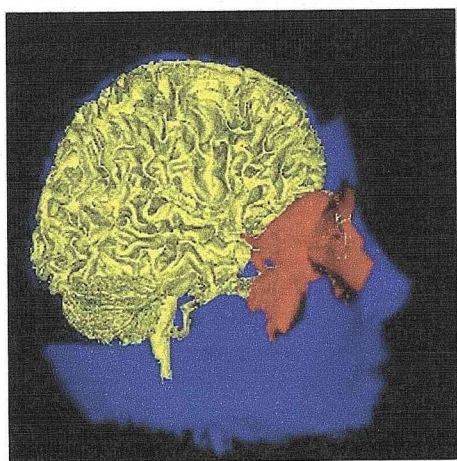


1. 逆リージョングrowingをはみ出し領域内の一点(世代番号 14)から開始
2. 世代番号 10 の親世代において拡張領域(世代番号 9)が2つに分離
3. 拡張領域の任意の一点から同世代領域を抽出対象とするリージョングrowingを開始
4. 連結部A側の同世代連結領域を抽出(B側が抽出される場合もある)
5. この領域のみを「親」領域として逆リージョングrowingを続行.
6. この領域の起点となった連結部Aを特定 ⇒ 除去
7. リージョングrowingを開始点(世代番号 0)から再実行.
8. 連結部Bによって前と同じはみ出し領域(連結部Aは含まず)が発生
9. 逆リージョングrowingによって, 連結部Bを特定 ⇒ 除去
10. 3度目のリージョングrowingにより対象領域の抽出が完了

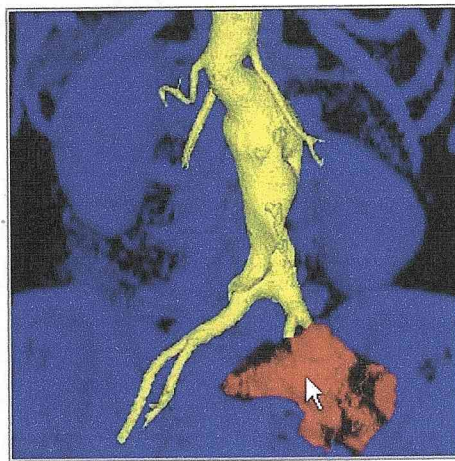
### 3.5.5. 削除連結部確認のためのリージョングrowing

前節までに述べてきた手法によって, はみ出し領域内部の一点を指定するだけで, はみ出しの原因となった連結部を自動的に特定し, 削除することが可能になった. しかし, 診断画像には極めて高い信頼性が要求されるため, 自動処理結果に対する操作者のチェックは不可欠といえる.

しかし, 連結部のサイズは極めて小さく, 3次元像やスライス像上でこれを確認することは難しい. また, 連結部だけを表示しても, それが削除領域として妥当かどうかは判断できない. そこで, 連結部そのものを表示するかわりに, 連結部が原因となって生じたはみ出し領域を表示することを考えた. もしこれが確かなにはみ出し領域として妥当なものであれば, それは連結部が正しく検出されたことを意味することになる.



(a) 頭部MRIデータ



(b) 腹部X線CTデータ

図 3-22 はみ出し領域の提示による連結部の確認

確認画像の例を図 3-22 に示す. 連結部から生じた領域は赤色で示されている. この領域がはみ出し領域であることを操作者が確認して初めて, 連結部の削除が実際に行われる.

はみ出し(赤色)領域の抽出は, 連結部を起点とし, 拡張条件を「抽出世代番号が1大きいこと」とするリージョンローイングによって実現している.

### 3.5.6. 連結部の削除

前節で述べた連結部確認用のリージョンローイングにより, はみ出し領域全体が抽出される. この領域をデータから一気に削除してしまうことももちろん可能である. しかし, この方法には以下の問題が考えられるため, ここで削除する領域はあくまで連結部のみとした.

1. 図 3-23 に示す領域のように, 一見はみ出し領域に見えて実ははみ出し領域ではない場合がある. この場合, 領域全体を削除してしまうと元の状態に戻せなくなる.
2. 3次元像として提示された画像は, はみ出し領域の表面に過ぎず, その内側に, 本来抽出すべき領域が存在している可能性がある. したがって, データに対する削除処理は最小限にとどめておいた方が, 安全性の面からも望ましいと考えられる.

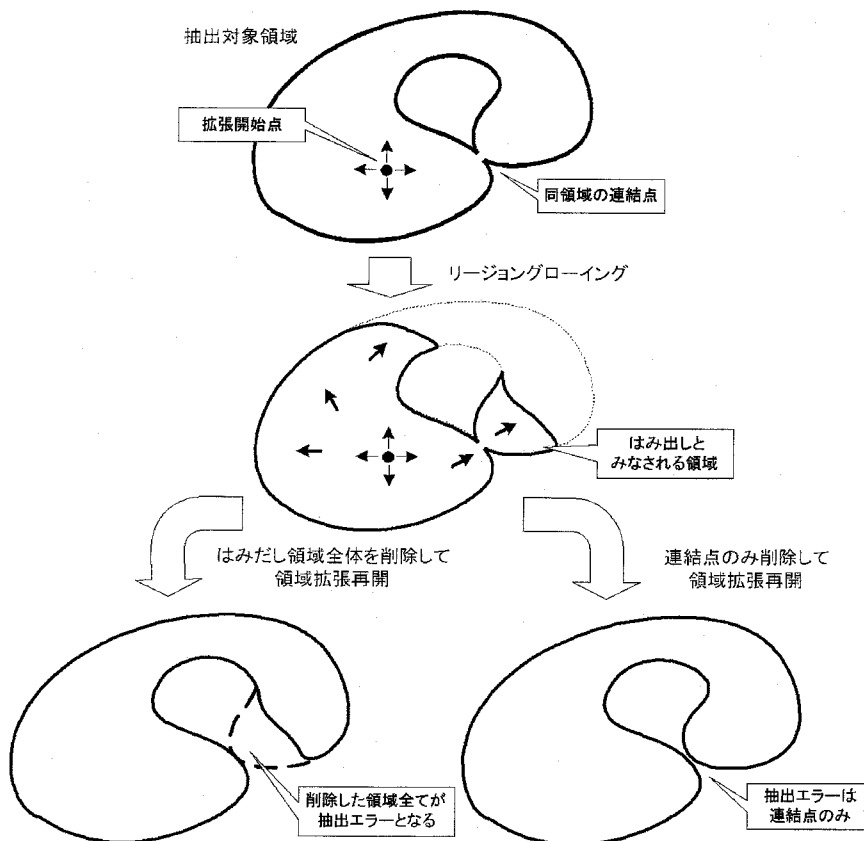


図 3-23 はみ出し領域全体削除と連結部削除の違い

図 3-22 の赤色領域がはみ出し領域として妥当であると確認できたら、その領域上をもう一度クリックすることにより、連結部の削除が行われる。妥当なはみ出し領域が得られなかった場合は、逆リージョンローイングの開始点を別の場所にセットするか、連結部の判定基準を変更して連結部の再探索を行う。(3.6.4. 参照)

### 3.5.7. 本抽出手法のまとめ

本抽出手法は4つの異なるタイプのリージョンローイングの組合せによって実現されている。各リージョンローイングの目的、開始点、拡張条件を表 3-1 にまとめて示す。

表 3-1 本アルゴリズムで用いているリージョンローイング

順序	目的	開始点	拡張条件
1	対象領域の抽出	対象領域内の1点	ボクセル間輝度差
2	連結部の検出	はみ出し領域内の1点	抽出世代-1
3	拡張領域内の連結領域の抽出	拡張領域内の1点	同抽出世代
4	はみ出し領域の表示	連結部内の1点	抽出世代+1

領域抽出処理手順の概略フローチャートを図 3-24、詳細フローチャートを図 3-25 に示す。図 3-24(左)は通常のリージョンローイングによる抽出手順、同図右は本提案手法によるものである。提案手法では、はみ出し発生に対する処理(網掛部)が追加されるとともに、この部分に対話的手法を取り入れることにより、抽出結果の信頼性を高めている。

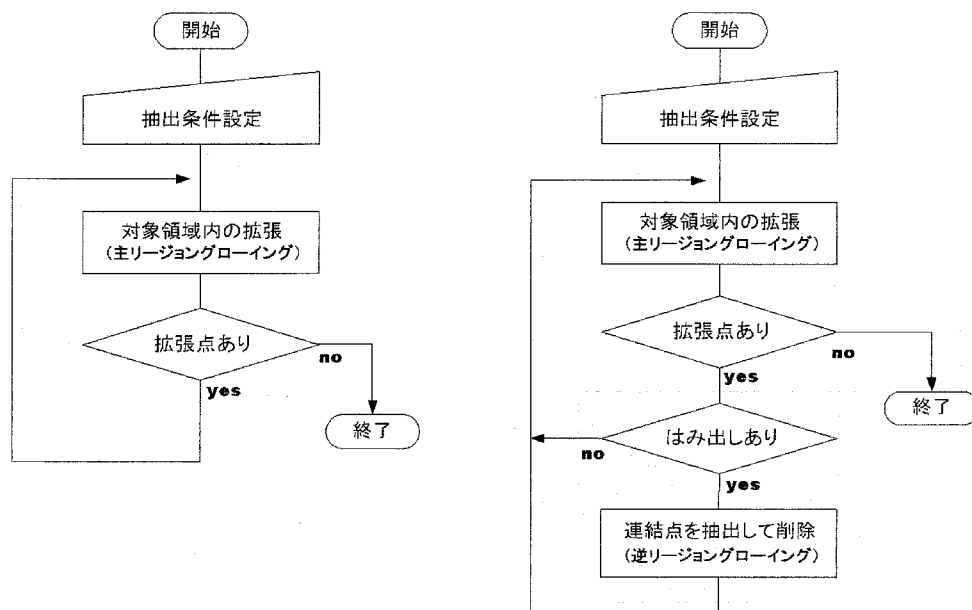


図 3-24 領域抽出処理の概略(左:従来手法, 右:本手法)



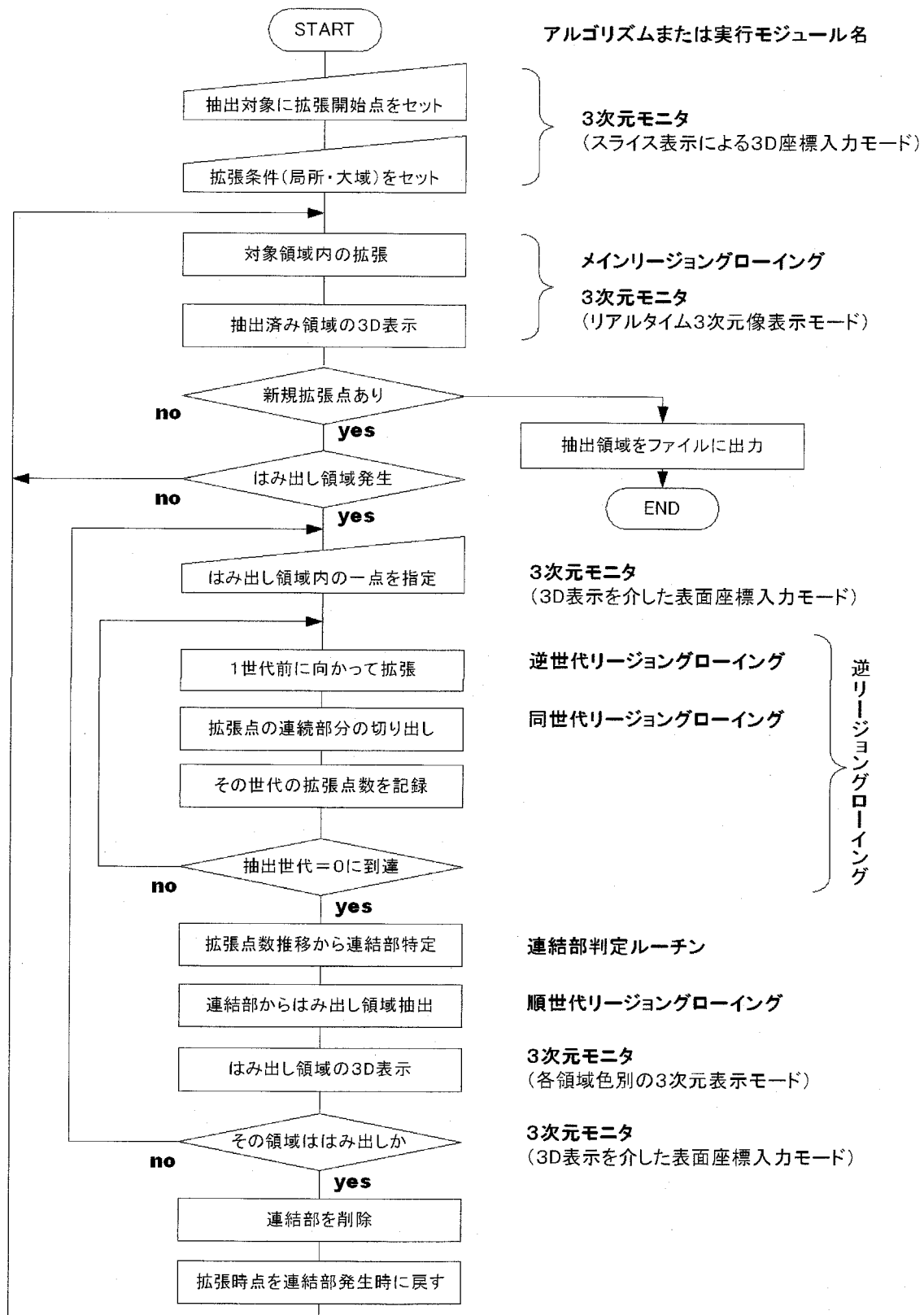


図 3-25 領域抽出処理の詳細フロー

### 3.6. 3次元モニタ

提案する抽出手法の最大の特徴は、人の持つ画像認識力を抽出処理において有効利用することで、信頼性の確保と抽出効率の向上を両立させている点にある。本手法において行われる対話的操作はリージョン Growing 開始点の設定、逆リージョン Growing 開始点の設定、削除領域確認の3つである。これらの操作を効率よく行うために、3次元像をベースとしたマンマシン・インターフェイスを構築した。本論文ではこれを3次元モニタとよんでいる。本節では3次元モニタ上で行われる処理、並びにその実現手法について述べる。

#### 3.6.1. 抽出対象領域の指定

抽出対象の指定は、まず抽出領域を広く含む適当なスライスを表示させ、この上に拡張開始点をセットすることで行われる。その様子を図 3-26 に示す。

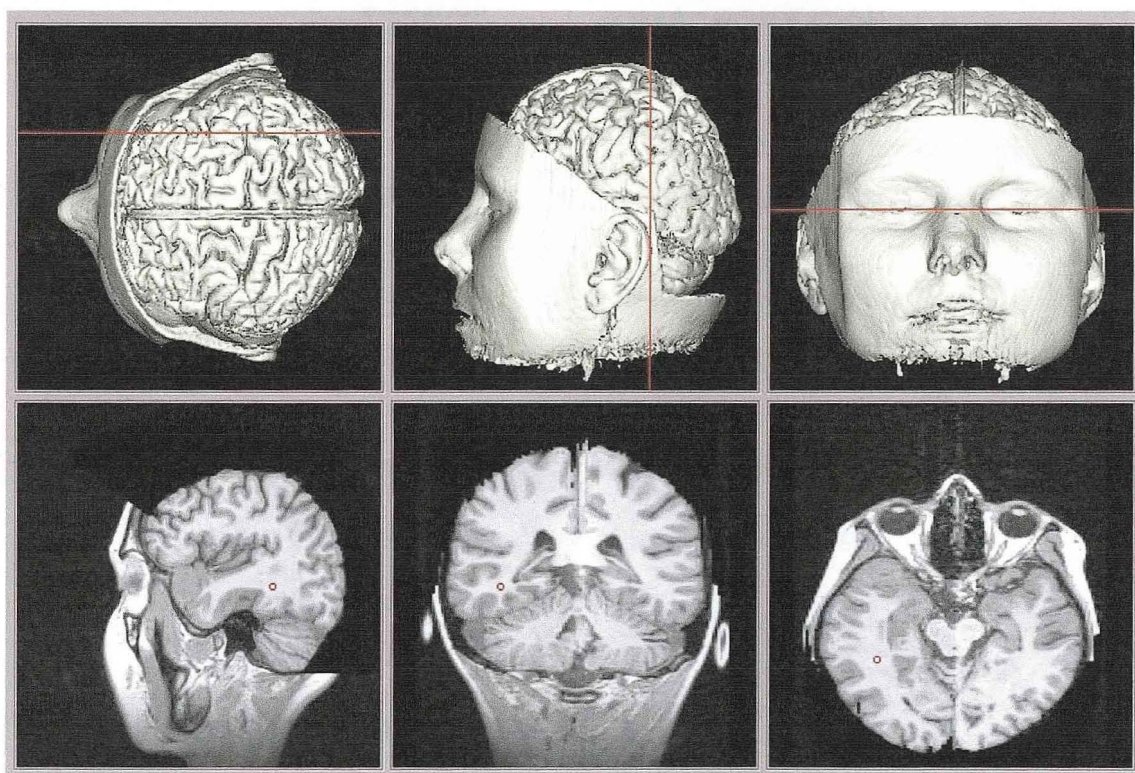


図 3-26 拡張開始点設定画面

画面上にはサジタル、コロナル、トランスの3方向のスライスが表示され、どのスライス上でも開始点のセットが可能である。各スライス上に赤丸で表示されているポイントは全て同一の3次元座標を指しており、あるスライス上でポイントを動かせば、他の画像はそのポイントを含

むスライスに切り替わるとともに、ポインタも所定の位置に移動する。

リージョングロウイングの開始点は通常は1個だけ指定すればよい。しかし、左・右脳室や、指の骨のように、分離しているのが明らかで、かつ、ほぼ同質の領域を抽出する場合は、各領域に拡張開始点を設定することにより、複数領域の抽出を一度に行うことも可能である。

### 3.6.2. リージョングロウイングのモニタリング

リージョングロウイングにおいて、はみ出しが発生した後の領域拡張はもはや意味がなく、しかも、それが収束するまでにはかなり長い時間を要する。したがって、抽出処理を効率良く行うためには、はみ出しが生じた時点で拡張をすみやかに中断させ、連結部の削除処理に移行する必要がある。ここで、はみ出しの検出手法が問題になる。

はみ出し領域には決まった形がないため、これを計算機に自動判別させることは極めて難しい。一方、人間にとっては形状の不規則性から、それをはみ出し領域と識別することはむしろ容易となる。すなわち、はみ出しの検出は人の画像認識力を利用して行うことが合理的と考えられる。また、ここに人が介在することにより、一連の処理に対する信頼性も高められる。ただし、これを実現するには、リージョングロウイングの各拡張サイクルにおいて抽出された3次元領域を逐次表示する機能が必要になる。

抽出領域の表示はスライス像でも3次元像でも行えるが、それぞれに一長一短がある。スライス像表示を用いた場合、データ全体を見渡すために多数のスライスを同時に提示する必要がある。これはディスプレイの物理的制約や、観察にかかる手間を考えると現実的な手法とはいえない。一方、3次元像を用いた場合では、数方向からの画像提示で抽出領域の観察は十分に可能であり、また、形状把握の容易さから見落としや見誤りも少なくなるといったメリットがある。ただし、3次元像の作成時間は1拡張サイクルにかかる時間よりはるかに長く、通常の表示手法では拡張過程をリアルタイムに表示することは不可能である。

ここでは以下 1)～3) に示す手法を用いることで、リージョングロウイング抽出過程における3次元像のリアルタイム表示を実現している。

#### 1) 表示方向を軸方向に限定

任意方向の3次元表示を行うには、回転後の座標の輝度値を、周囲格子点の輝度値から補間する必要がある。特にボリュームレンダリングを行う場合、2.4.2. で述べたように、グレイレベルグラジェントの計算量は膨大なものとなる。そこで、ここでは投影方向を各軸に平行な6方向(3軸×2方向)に限定することで補間演算を不要とした。

6方向からの3次元像表示を行えば、はみ出しがどこから生じてもその観察は十分に可能となる。また、6枚程度の画像であれば、通常のディスプレイでも問題なく並べて表示できる。



## 2) Zバッファ作成の高速化

3次元表示処理においてもっとも時間を要する処理はZバッファの作成である。ここではリージョングローイングの拡張過程で得られるボクセル座標を利用し、Zバッファを直接作成(更新)している。すなわち、新たに抽出領域に追加されたボクセルに対し、その奥行き座標と各Zバッファの深度とを比較し、もしボクセル座標の方が小さければ(観察者側にあれば)、Zバッファ上の深度値を更新する。これは投影軸上のボクセル走査に比べてはるかに軽い処理となり、6枚のZバッファ全てについて行っても、それに要する時間はごくわずかである。

## 3) 追加ボクセルのみに対するレンダリング

1拡張サイクルの間に3次元像上で変化する画素は、抽出領域に新たに加わったボクセルに対応する画素だけである。したがって、拡張サイクルごとに3次元像全体を作成する必要はなく、新たに追加されたボクセルに対応する画素についてのみレンダリングを行えばよい。

以上の手法を用いることにより、拡張中の領域をリアルタイムに3次元表示することが可能となった。3次元像の作成時間が大幅に短縮されたことによって、6方向からの3次元像の同時表示(図 3-27)も十分な余裕をもって行うことができています。

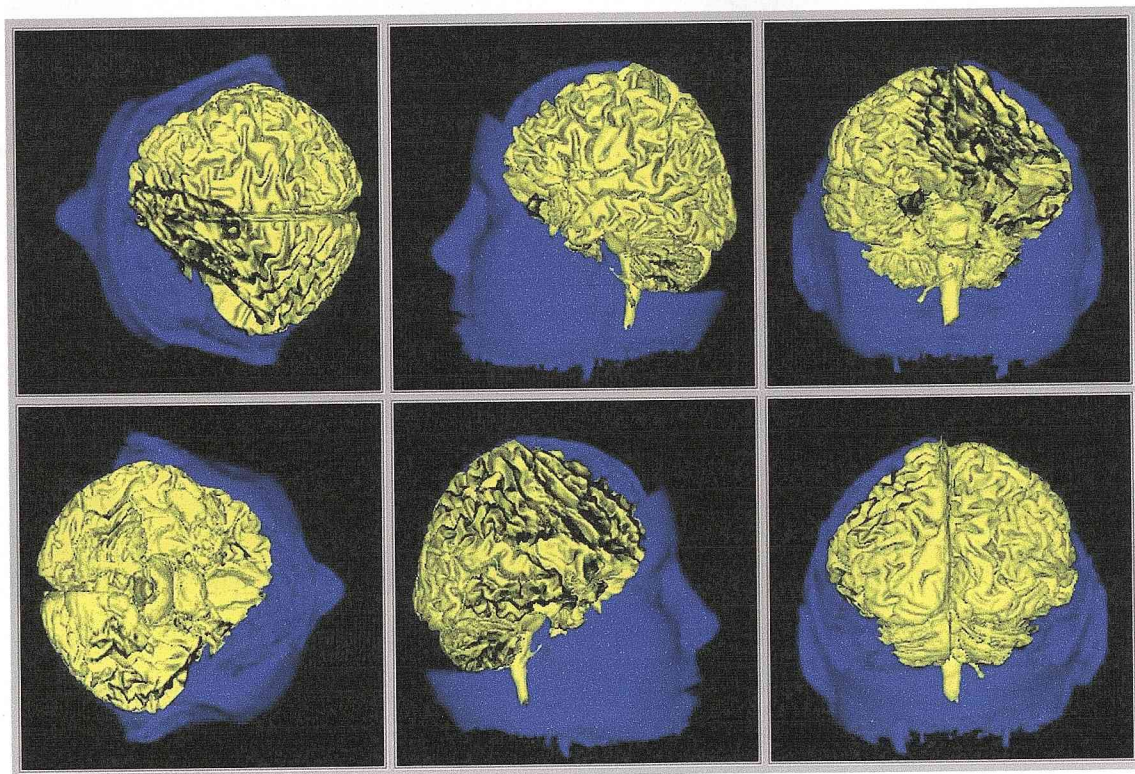


図 3-27 拡張中領域のモニタリング画面

### 3.6.3. 逆リージョングローイング開始点指定

モニタ画像上ではみ出し領域が確認できた段階で、リージョングローイングを中断し、逆リージョングローイングによる連結部の削除処理に移行する。

逆リージョングローイングを開始するにあたっては、まずその開始点をはみ出し領域内にセットする必要がある。通常のリージョングローイングでは、拡張を領域内部から開始させるために、スライス像を用いて開始点をセットする必要があった。しかし、逆リージョングローイングの開始点は3次元画像上で行うことが可能となっている。この理由を以下に述べる。

3.5.1. で述べたように、逆リージョングローイングは、はみ出し領域のどの位置から開始させても常に連結部に向かって進行するという性質を持つ。すなわち、開始点のはみ出し領域に属してさえいればよく、もちろんその表面であってかまわない。表示物体表面の奥行き座標は3次元像表示のために作成したZバッファ内に格納されているため、Zバッファを参照することで、リージョングローイングのモニタ画像上で物体表面ボクセルの3次元座標を指定することが可能になる。

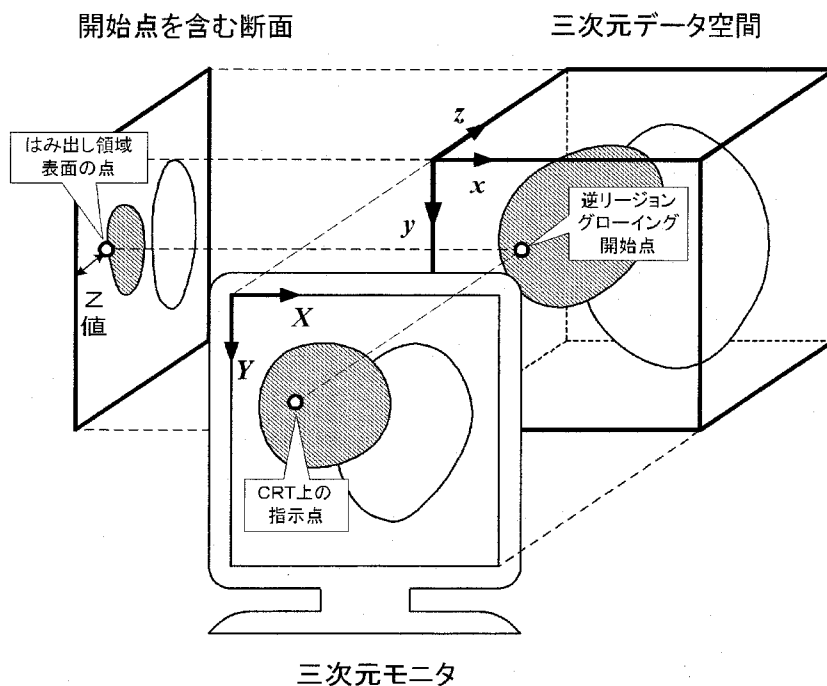


図 3-28 3次元モニタ上の逆リージョングローイング開始点設定

図 3-28 において、モニタ上で指定した2次元座標を(X,Y)とすると、物体表面の3次元座標は、 $(X, Y, Z(X, Y))$ で与えられる。ここに $Z(X, Y)$ はZバッファの(X,Y)成分である。6枚の3次元像はそれぞれZバッファ( $Z_1 \sim Z_6$ )を持っており、図 3-27 のどの3次元像からでも、はみ出し領域表面のボクセル座標を指定することが可能となっている。



### 3.6.4. 連結部削除の確認

6枚のいずれかの3次元像上ではみ出し領域の一点を指示すると、リージョングロウイングはその時点で中断され、指示した点を開始点とする逆リージョングロウイングに移行する。逆リージョングロウイングの途中経過は3次元像としては表示されないが、拡張点数の推移がグラフ(図 3-29)によって示されるので、その広がり方から連結部の存在を確認できる。

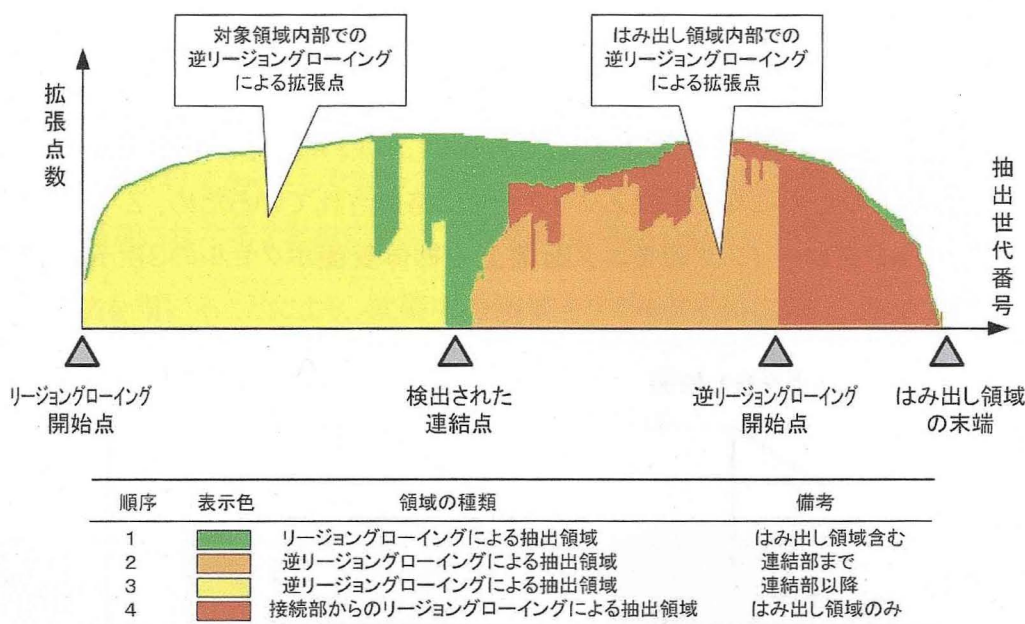


図 3-29 逆リージョングロウイングにおける拡張点数推移の例

3.5.5. で述べたように、連結部の削除は操作者の確認を得た上で行われる。確認画像(図 3-30 上段)において、赤色部分は検出された連結部を起点として生成された領域であり、この上をクリックすると連結部の除去が行われる。その後、連結部が生じた時点(同図下段)に戻ってリージョングロウイングが再開される。

赤色で示された領域がはみ出し領域として不適当であった場合は、赤色以外の領域をクリックすることで連結部の削除処理がキャンセルされる。この場合は、逆リージョングロウイング開始点や連結部の検出条件を変更して別の連結部を探索する。どうしても妥当な連結部が得られない場合は、拡張条件を再設定した上で、リージョングロウイングを最初からやり直す必要がある。

### 3.6.5. 抽出領域の格納と表示

抽出結果は3次元データと同サイズの1byte/voxel データに格納される。抽出結果は2値の



データとなるため、この抽出結果データには8種類までの抽出結果を個別に格納できる。各抽出結果は任意の組合せで表示させたり、図 3-31 に示すように領域ごとに色分けして表示することが可能になっている。

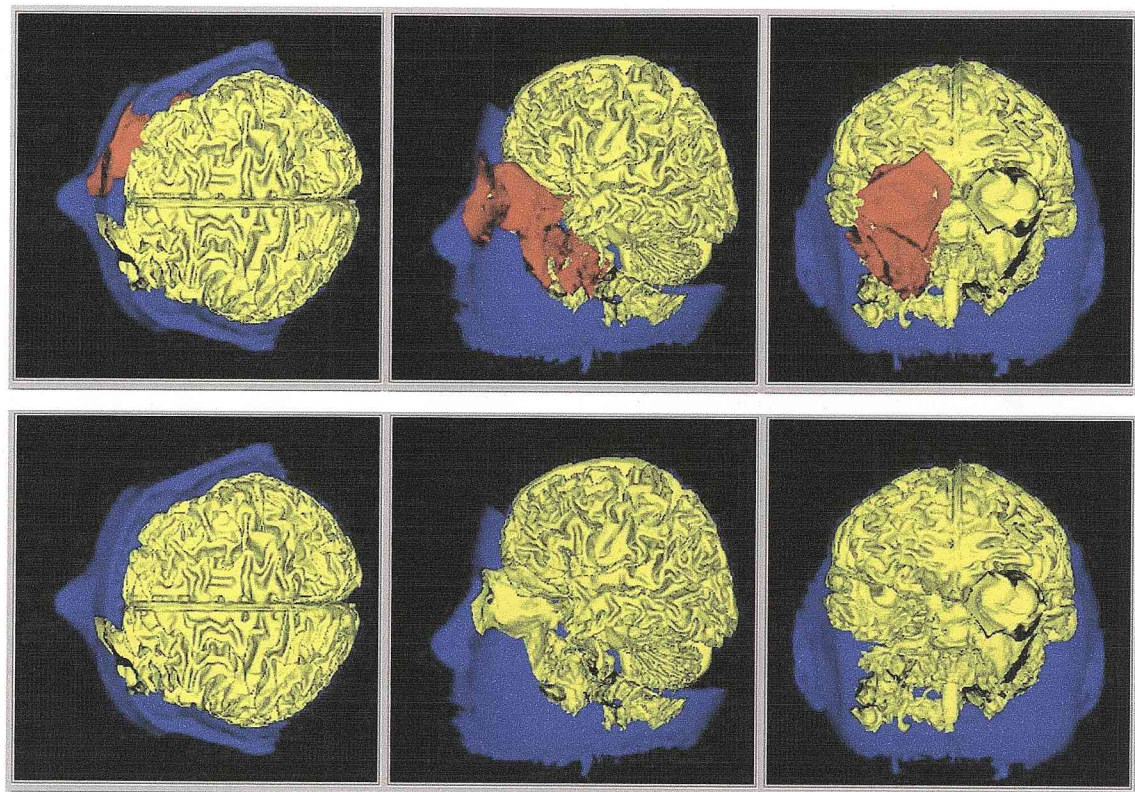
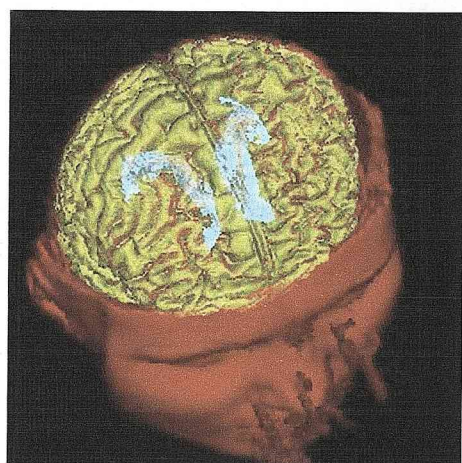
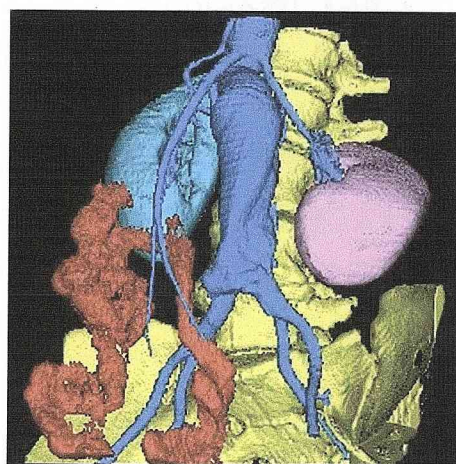


図 3-30 連結部削除確認画面(上)と削除後の画像(下)



(a) 頭部MRIデータ



(b) 腹部X線CTデータ

図 3-31 各抽出領域の色別表示

### 3.7. むすび

本章では体内臓器の3次元表示に必須となる領域抽出手法について述べた。提案手法では、人の持つ高度な画像認識力を効果的に利用することで、実用性ならびに信頼性の向上を図っているところに特長がある。領域抽出アルゴリズムには様々な手法が提案されているが、本質的に高度な認識処理が要求される処理であり、今日においても解決すべき問題の種は尽きない。計算機が人間に匹敵する画像認識力を備えるのはまだ時間がかかると思われるが、臨床現場からは一日でも早い実用化が強く求められている。このような状況下において、本章で述べた、対話操作を効果的に組み込んだ抽出手法の有用性は極めて高いと考えられる。

本手法の3次元データに対する適用例については、次の第4章で示す。



## 第4章 データ適用例

### 4.1. まえがき

本章では前章において述べた表示・抽出手法の3次元データ適用例を示し、その結果をもとに本表示・抽出手法の実用性を評価する。各データに対して必要となる前処理については各節において説明を加える。今回の評価に用いた3次元データの仕様を表 4-1 に示す。

表 4-1 3次元データの仕様

No.	撮影方式	部位	解像度	抽出対象部位	備考
1	MRI	頭部	256×256×96	脳	インターリーブ撮影
2	MRI	頭部	256×256×32	脳(灰白質・白質)	スライス解像度低
3	MRI	頭部	256×256×109	脳, 脳室, 血管	高解像度
4	MRI	手	256×256×120	指骨, 腱	
5	X線CT	頭部	256×256×113	頭蓋骨, 脳	
6	X線CT	腹部	512×512×153	大動脈, 骨, 腎臓	造影剤使用

最初に、MRI3次元データ1を用いて、リージョン Growing における拡張条件の一般的な設定法について示す。データ2ではスライス解像度の低い非等方データに対する処理例を、データ3では解像度がやや高いデータに対する処理例を示す。データ4は手を撮影したデータであり、このデータからは骨と腱の抽出例を示す。データ5と6はX線CT3次元データで、5は頭部、6は腹部撮影像である。頭部データからは頭蓋骨と脳領域を、腹部データからは大動脈、骨領域、腎臓各領域の抽出を行った。

なおMRI、X線CTデータとも1画素あたり 2byte のデータであり、実質 10～12bit の濃淡階調を持つが、ここでは処理の都合上、全て1画素 1byte (8bit=256 階調)のデータに変換して取り扱っている。1byte 化による濃淡解像度の低下を最小限に抑えるために、撮像データの濃淡ヒストグラムを考慮した階調変換を行っている。

## 4.2. 頭部MRIデータ (I)

本データは島津製作所製MRIで撮影された頭部データである。解像度  $256 \times 256$  画素のトランス(体軸横断面)像96枚から構成されている。図 4-1 に本データの中央部付近を含む各軸方向のスライス像を示す。体軸方向のスライス間隔は約3ミリで、これはスライス像における画素ピッチの約2倍となっている。同図(右)に本データから作成した表皮3次元像を示す。

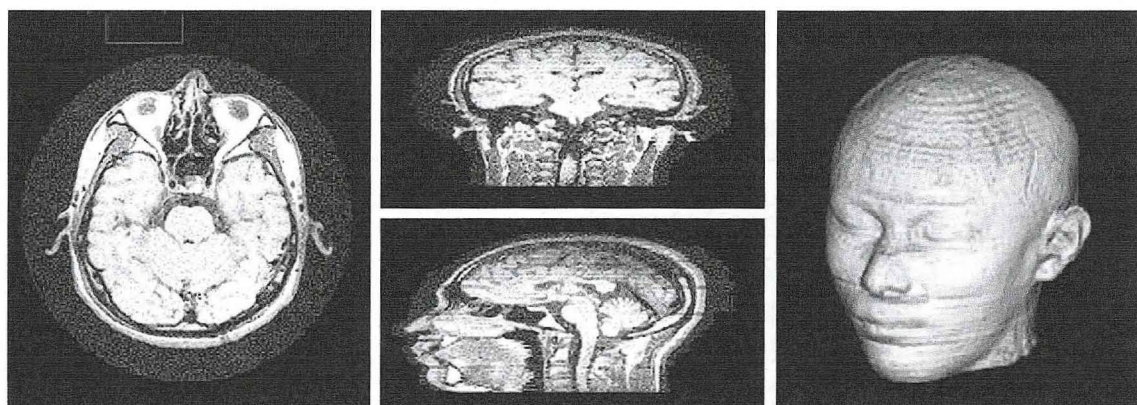


図 4-1 頭部MRIデータ(I)

(左)中央部付近のトランス像, (中)同コロナル・サジタル像, (右)表皮3次元像

### 4.2.1. スライス間の輝度補正

このデータではまず奇数スライスを撮影し、その後に偶数スライスの撮影が行われている。この撮影方法を用いることでスライス方向の解像度は向上するが、隣接スライスの撮影時刻が大きくずれる。このため本データでは、図 4-2 に示すように、2スライスを周期とする輝度変化が生じている。

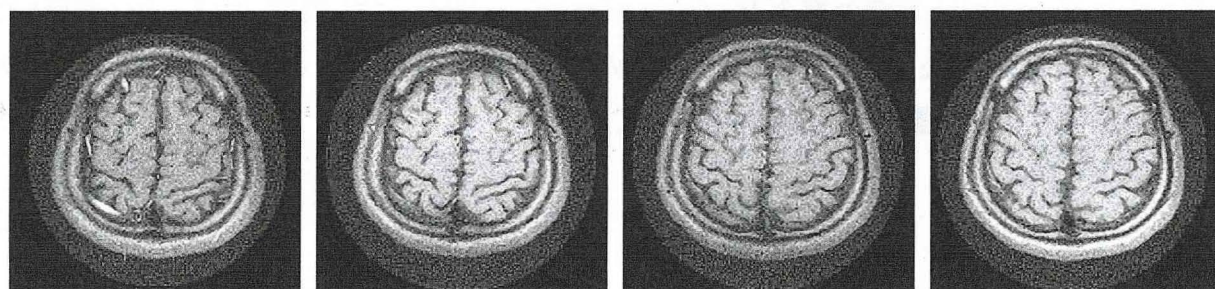


図 4-2 インターリーブ撮影による輝度のばらつき  
(左からスライス No.16, No.17, No.18, No.19)

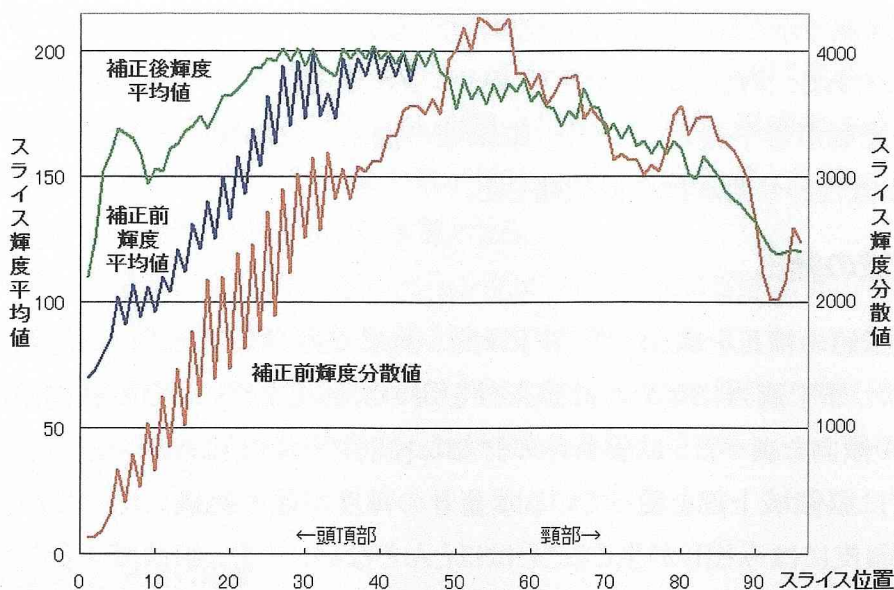


図 4-3 各スライスの平均輝度と分散

図 4-3 に、スライスごとに求めた平均輝度を青線で、輝度分散値を赤線で示す。頭頂部から眼球部付近までの1～44スライス間において、輝度・分散値の周期的な変動が認められる。なお頭頂部(左側)ほど平均輝度・分散値が低下しているのは、頭頂部に行くに従って頭部の表示領域が小さくなるためである。スライス間の輝度のばらつきは、ボクセル値に基づく拡張判定を誤らせる原因となるため、特にスライス間のばらつきが大きい1～44スライスに対して平均輝度と分散の合わせ込みを行った。画素値の変換には次式(4-1)を用いた。

$$P_1'(x, y) = \frac{\sigma_1}{\sigma_0} (P_1(x, y) - \tilde{P}_1) + \tilde{P}_0 \quad (4-1)$$

ただし、

$$\tilde{P}_1 = \sum_{(x,y) \in S_1} P_1(x, y) / \text{Size}(S_1), \quad \tilde{P}_0 = \sum_{(x,y) \in S_0} P_0(x, y) / \text{Size}(S_0)$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{(x,y) \in S_1} (P_1(x, y) - \tilde{P}_1)^2, \quad \sigma_0^2 = \sum_{(x,y) \in S_0} (P_0(x, y) - \tilde{P}_0)^2$$

$P_1(x, y)$ は補正前、 $P_1'(x, y)$ は補正後の画素値である。 $P_0(x, y)$ は基準スライスにおける画素値である。ここでは45番目のスライスを基準スライスとしている。 $S_0$ ,  $S_1$  は組織の表示領域であり、 $\text{Size}(S_0)$ ,  $\text{Size}(S_1)$  はその面積を示す。補正值が画素値範囲の上限(255), 下限(0)をこえる場合は、255, 0 に丸める。

画像全体の平均・分散値は背景の大きさで変わるため、画素値の修正は、背景を除いた領域である  $S_0$ ,  $S_1$  のみを対象として行っている。本処理を行った結果、各スライスの平均輝度



は図 4-3 の緑線で示されるように平坦化された。なお頭頂部付近に現れたピークは頭皮の出現によるものである。また、図 4-1 (中下) のサジタル像を見ると、咽頭から顎のあたりにかけて撮影位置の変動が若干認められるが、脳領域の抽出には影響しない部位であることから、スライス間の位置合わせ処理は今回省略した。

#### 4.2.2. 脳領域の抽出

以上の画素値の補正を施したデータに対し、前章で述べたアルゴリズムを用いて脳領域の抽出を行った。まず適当に定めた拡張条件を用いて抽出を行い、脳領域抽出において生ずるはみ出しの傾向を調べた。拡張条件の詳細な検討については次節で述べる。

MRI像では脳領域上部を覆っている頭蓋骨の輝度が他の組織に比べてかなり低いため、頭頂部から頭皮にはみ出しが生じることはほとんどない。一方、脳領域下部には視神経をはじめとする様々な組織が密集しているため、はみ出しが高い確率で生じる。はみ出しの発生例を図 4-4 に示す。

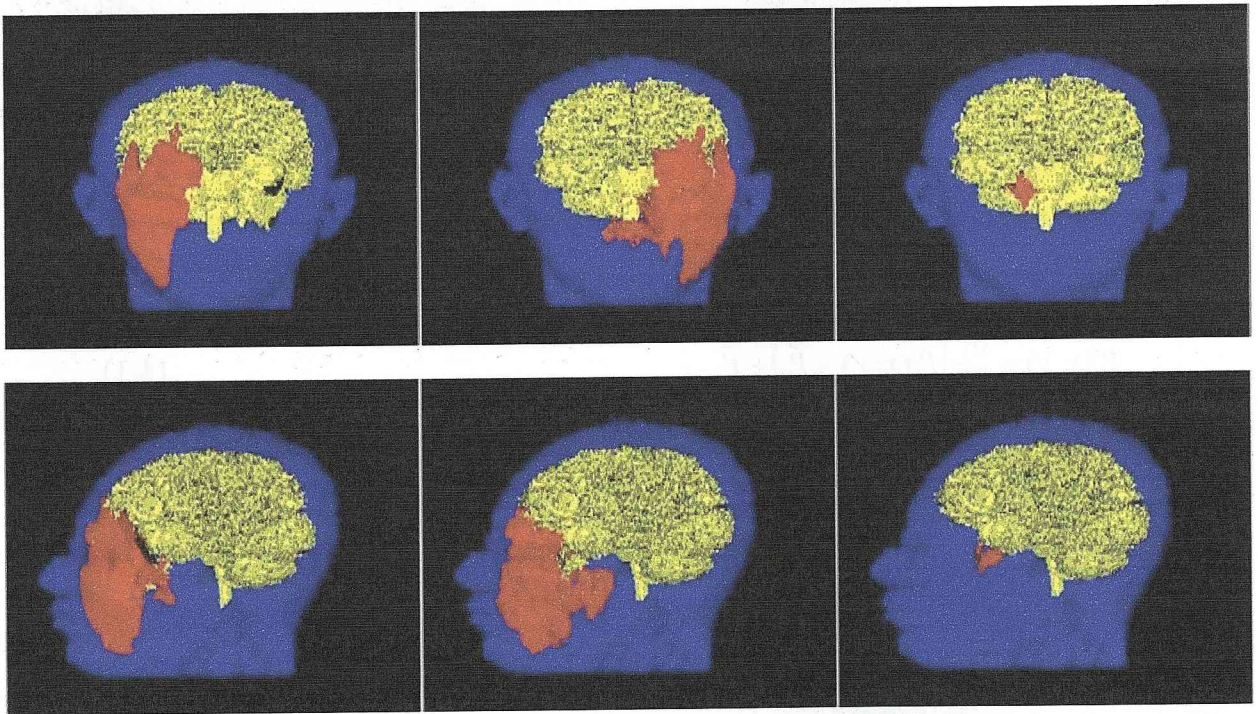


図 4-4 脳領域抽出におけるはみ出しの発生例

脳領域抽出におけるはみ出しの発生パターンは、次の2パターンに集約される。

- 1) 視神経を経由した眼球・皮膚領域へのはみ出し
- 2) 視床下部に隣接する血管や軟部組織へのはみ出し

脳領域と視神経は組織的につながっているため、この2つをリージョングロウイングの過程において分離することは不可能である。しかし、連結部の位置と形状はほぼ決まっていることから、この除去を手作業で行うことはそれほど難しくはない。一方、視床部には血管や神経など様々な組織が混在し、連結部の位置や数が抽出処理のたびに異なる。したがって、これらを手作業で除去することはかなり厄介な作業となる。

1), 2)いずれの場合においても逆リージョングロウイングによる連結部の検出と除去は可能であった。ただし、連結部の数が多くなると除去の手間が増え、ミスの生じる可能性も高くなる。提案手法でははみ出しの発生をある程度許すことから、拡張条件を厳密に最適化する必要はないものの、はみ出しが多数発生するような拡張条件を用いることは、やはり避けるべきである。

### 4.2.3. 拡張条件と抽出領域

拡張条件があまりに不適切な場合、削除すべき連結部の数が増えるだけでなく、連結部のくびれが膨らみ、これを連結部として識別することが困難になる。適切な拡張条件を解析的に求めることは難しいが、画像の性質を調べたり、過去の類似例を参照したりすることで、ある程度見当をつけることは十分に可能と考えられる。

本節では、リージョングロウイングに用いる大域パラメータと局所パラメータの一般的な決定方法について考察する。

## 実験方法と結果

4.2.1. で述べた輝度補正を行ったデータに対し、大域条件を5～100の間で12段階、局所条件を2～40の間で10段階に変えた拡張条件を用いて脳領域の抽出を行った。なお、ここでは逆リージョングロウイングにおいて、次の2つの条件のいずれかが成立した世代を連結部として判定している。

- 1) 各世代における拡張点数の移動平均比(3.5.3. 参照)が3以上であること
- 2) 拡張点数10以下となる世代が2世代以上連続すること

拡張開始点まで世代をさかのぼっても上記条件を満たす拡張世代が見つからないときは、この拡張条件のもとでの抽出は不可能とみなすことにする。また、はみ出しの削除回数が30を超えた場合も抽出不可とする。

実験結果を表4-2に示す。表中左の斜体数字ははみ出し連結部の削除回数、右の数字は最終的に抽出された領域のサイズ(単位は100ボクセル)を示している。抽出不能となった条件には×印を付した。図4-5に各条件における抽出領域サイズをグラフの高さで示す。

条件を緩めるにつれてはみ出しの発生数は増加する傾向にあるが、同程度の拡張条件を



用いた場合でもその数にはかなりのばらつきが見られる。これは、リージョングロウイングからはみ出し領域の削除に移行する時点、並びに、複数のはみ出しが生じた場合にどれを先に削除するかが操作者の裁量に任されており、これらが試行のたびに異なることが原因である。ただし、拡張条件がほぼ同じならば、最終的に抽出される領域のサイズにほとんど変化が現れないことから、はみ出し領域として指定した場所や、その削除手順の違いが抽出結果に与える影響はほとんど無視できると考えてよい。

表 4-2 拡張条件と領域抽出結果

		局所条件 (隣接点間輝度差)									
		2	4	6	10	14	18	22	28	34	40
大域条件 (開始点間輝度差)	5	12 101	5 111	9 104	10 110	7 109	5 108	5 115	5 115	114	4 113
	10	8 99	5 114	9 124	17 126	9 134	21 139	138	137	136	9 136
	15	9 101	5 115	10 130	14 147	14 150	30 156	22 152	21 150	152	24 155
	20	8 97	5 115	8 129	14 163	13 167	13 171	11 173	22 177	175	17 173
	25	9 101	5 115	8 132	10 167	10 183	20 182	x	x	x	x
	30	10 99	5 115	9 132	17 183	10 203	21 211				
	40	10 101	115	6 130	15 192	20 228	x				
	50	101	9 115	8 133	13 195	23 236					
	60	10 101	9 115	9 133	16 200	24 261					
	70	101	114	132	202	264					
	85	101	114	132	204	267					
	100	5 100	4 114	12 132	12 205	24 270					

左(赤字):削除回数 右:抽出領域サイズ(×100ピクセル)

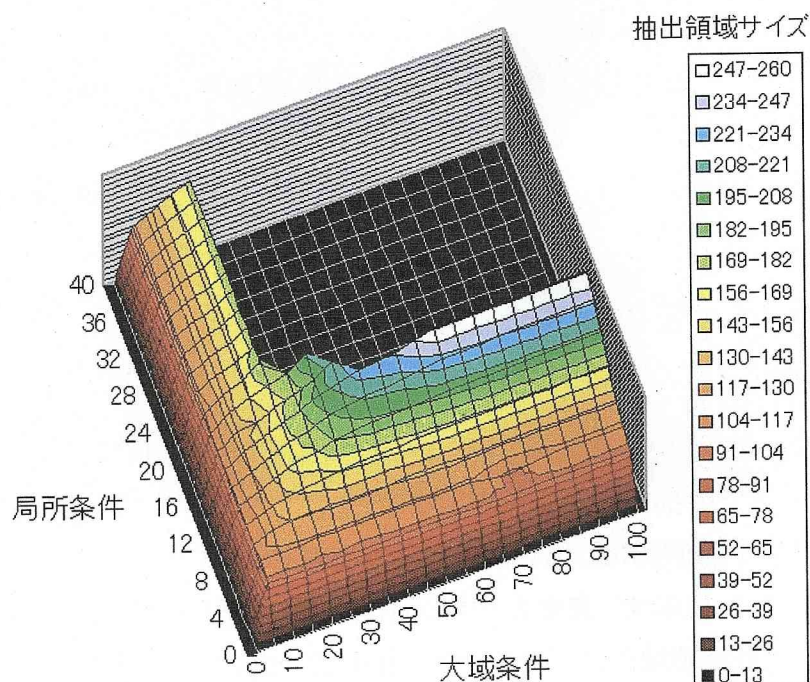


図 4-5 拡張条件と抽出領域サイズ

#### 4.2.4. 拡張条件の効率的な設定法

4.2.3. の実験結果から、本データについては局所条件 14, 大域条件 60 以上のときにもっとも広い領域が抽出されることがわかる。しかし、このような総当り的な方法では手間と時間がかかりすぎて実用にならない。そこで、本節ではデータの性質を利用した拡張条件の設定法について考察する。

##### 1) 大域条件の設定

3.3.2. で述べたように、拡張候補となる点はまず大域条件によって絞り込まれる。したがって、大域条件は目的領域が全て含まれるように設定する必要がある。大域条件を満たす領域は開始点の輝度値を中心とする、ある輝度範囲内の領域である。したがって、いくつかのスライスに対するしきい値処理画像を調べることで、大域条件の適切な設定値がわかる。

6段階のしきい値処理を、開始点を含むスライスに対して行った例を図 4-6 に示す。これらから脳領域の抽出に適した大域条件は、(4)の輝度範囲(166~255)であると推察できる。

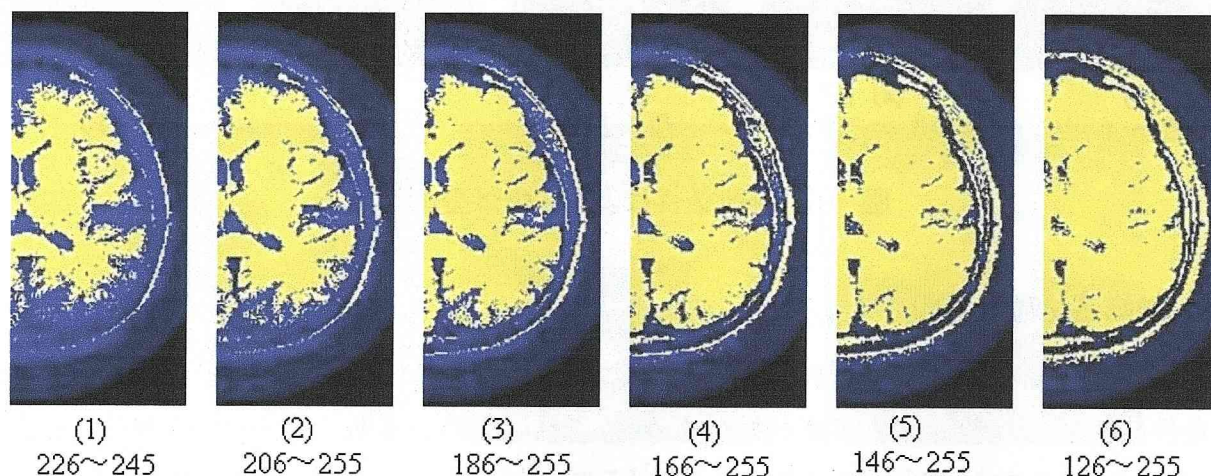


図 4-6 大域条件と抽出範囲

##### 2) 局所条件の設定

局所条件は画素と画素との間に設けられた、拡張に対する障壁と考えることができる。図 4-7 は 1)で求めた大域条件(166~255)のもとで、局所条件を変更した場合の障壁の現れ方を示したものである。個々の白点が障壁を表している。

同図(1)の局所条件( $\beta=0$ )では開始点(図中の赤点)の周囲が全て障壁となるため拡張は起こらないが、局所条件を緩めるにつれ障壁が減り、抽出される領域も増えていく。しかし、大域条件の場合と違って、これらの画像から局所条件の最適値を得ることは困難である。障



壁点の密度分布から最適局所条件との関係を見いだせる可能性はあるが、これを行うためには相当量のデータに対する統計的な処理が必要になる。

現在のところ、局所条件は試行錯誤的に探すしか方法がない。しかし、大域条件を先に決めておくことで、試行回数を実用になるレベルまで減らすことは可能である。これまでの経験から、局所条件の設定は、まず大域条件の  $1/2$  の値で一度試し、そのときにはみ出しの数をみて増減するという手順で行っている。

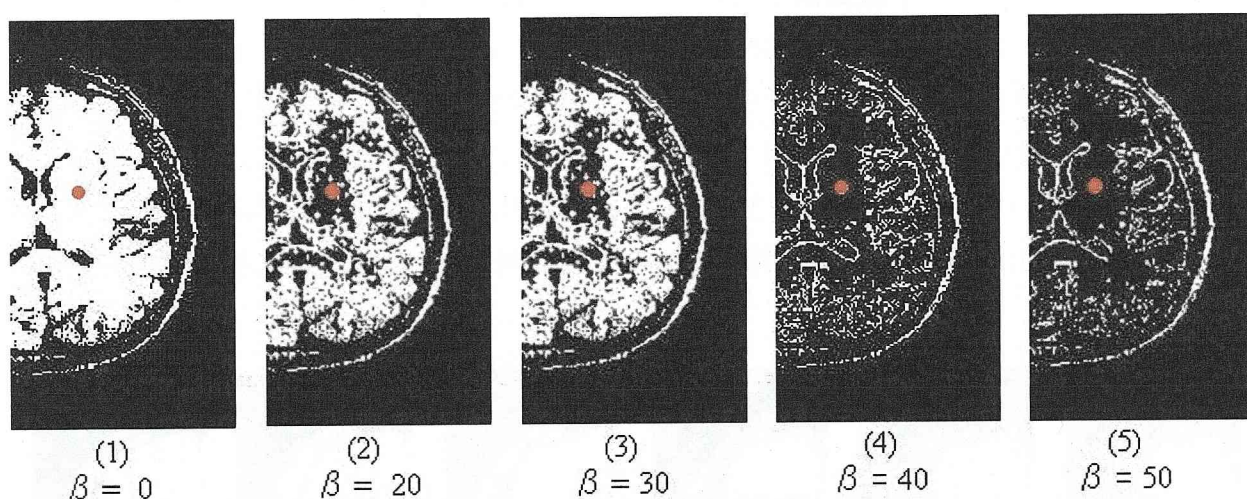


図 4-7 局所条件による拡張障壁の増減

### 3) 領域膨張処理の併用

領域の辺縁部では画素値が急激に低下しており、辺縁部まで完全に抽出するには、拡張条件をかなり緩く設定する必要がある。しかし、これは同時に多数のはみ出しを発生させることにもなる。そこで、辺縁部を取り込む手法として、抽出された領域を一律に膨らませることを考える。この領域膨張処理によって付加されるボクセルの大半は、対象領域の辺縁部が領域間の空白かのいずれかに属する。ボリュームレンダリングによる表示では空白領域は3次元像に反映されないため、これが抽出領域に含まれていても特に問題にはならない。抽出領域としては正確さを欠くため、体積計測などの用途には向かないが、対象臓器の3次元表示を目的とする場合には、効果的な手法のひとつである。

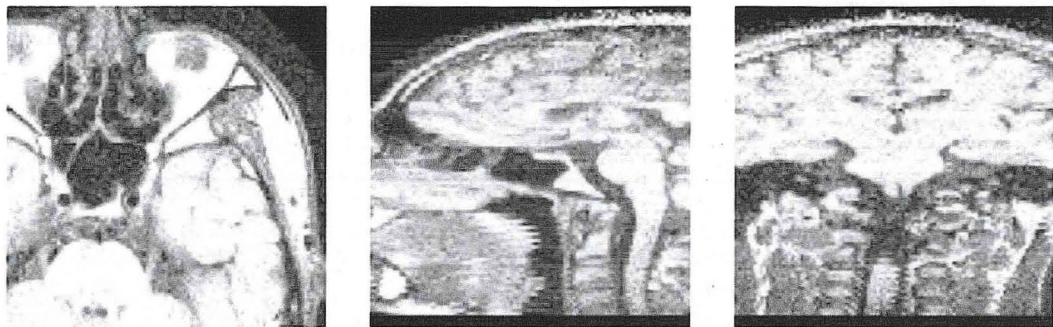
#### 4.2.5. ノイズ除去処理の効果

MRI装置内で検出される磁気信号は極めて微弱なものであるため、撮像データには多くのノイズが混入している。そのため通常の画像処理では、ノイズ除去処理が前処理として行われる。リージョン Growing による抽出処理においてもノイズを予め除去しておくことで、ノ

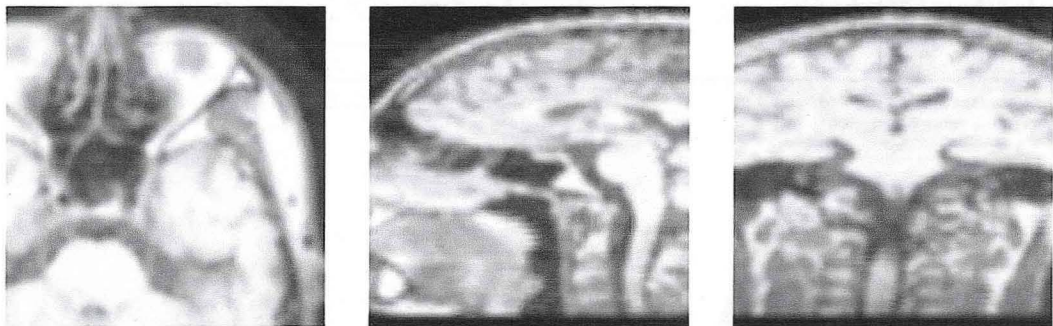


イズが原因となって生じるはみ出しを抑制できると考えられる。そこで、1) ノイズ除去処理なし、2) 3次元スムージングフィルタ適用、3) 3次元メディアンフィルタ適用の3種類のデータを用いて、本抽出処理におけるノイズ除去処理の有効性を調べた。各処理データの中央部付近のスライス像を図 4-8 に示す。

2), 3)の前処理データに対し、4.2.3. と同様の手法を用いて、各拡張条件におけるはみ出しの発生回数と抽出領域のサイズをそれぞれ求めた。その結果を表 4-3 に、各拡張条件に対する抽出領域サイズを表したグラフを図 4-9 に示す。



(1) 前処理無し(オリジナルデータ)



(2) 3次元スムージングフィルタ処理後



(3) 3次元メディアンフィルタ処理後

図 4-8 前処理を行ったデータ (中央スライス表示)



表 4-3 ノイズ除去データに対する領域抽出結果

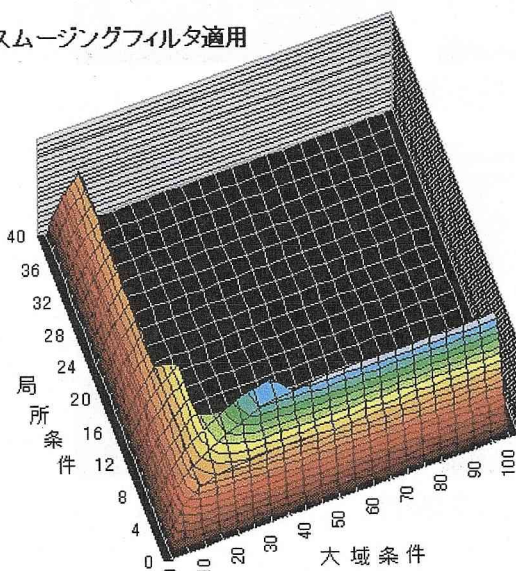
		局所条件 (隣接点間輝度差)									
		2	4	6	10	14	18	22	28	34	40
大域条件 (開始点間輝度差)	5	0 77	0 84	0 85	0 85	0 85	0 85	0 85	0 85	0 85	0 85
	10	0 112	0 129	1 131	1 131	1 131	1 132	1 132	1 132	1 132	1 132
	15	0 128	4 154	4 164	3 166	3 166	x				
	20	0 137	3 181	5 188	x	x					
	25	0 140	3 200	7 213							
	30	0 142	2 221	12 225							
	40	0 142	2 229	x							
	50	0 143	6 243	x							
	60	0 143	3 247								
	100	0 143	3 248								
		スムージングフィルタ適用									

左(赤字): 削除回数 右: 抽出領域サイズ(×100ピクセル)

		局所条件 (隣接点間輝度差)									
		2	4	6	10	14	18	22	28	34	40
大域条件 (開始点間輝度差)	5	2 92	2 97	2 99	2 99	99	2 99	99	99	99	2 99
	10	1 104	1 122	2 126	2 128	128	2 128	128	2 128	128	2 128
	15	1 111	1 145	3 154	4 156	3 158	158	3 158	158	158	3 158
	20	1 118	1 165	3 179	3 185	186	4 187	187	4 187	187	2 183
	25	1 121	1 183	3 203	3 211	4 212	5 213	4 214	214	214	4 214
	30	1 122	1 198	3 220	x						
	40	122	1 219	x							
	50	122	1 232								
	60	122	1 239								
	100	1 122	1 241								
		メディアンフィルタ適用									

左(赤字): 削除回数 右: 抽出領域サイズ(×100ピクセル)

スムージングフィルタ適用



抽出領域サイズ メディアンフィルタ適用

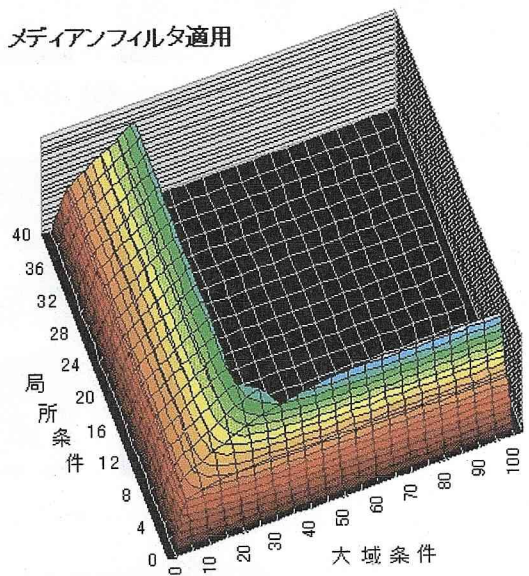
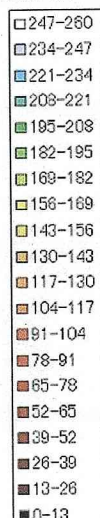


図 4-9 ノイズ除去データに対する拡張条件と抽出領域サイズ

### 1) オリジナルデータ（ノイズ除去処理なし）

本データに対する処理結果はすでに 4.2.3.（表 4-2 と図 4-5）において示した。

### 2) スムージングフィルタ適用データ

このデータにおいて、はみ出しを発生させずに領域抽出を行うには、拡張条件をかなりきつく（局所条件=2）設定する必要があった。この条件下で抽出された領域は本来抽出すべき領域の半分にも満たないものであり、抽出結果として意味を持たない。

はみ出しの発生を許した場合、はみ出し除去の回数は多くても5回以内に収まっており、オリジナルデータの場合（10～20 回）に比べて明らかに減少している。これはノイズによる連結部の多くがスムージング処理によって除去されたためと考えられる。ただし、その回数をこえると一気に抽出不能となる。これはスムージングによるぼけによって連結部のくびれが膨らむため、これを連結部として認識できなくなることが原因と考えられる。

このデータでは図 4-9（左）に示すように、図 4-5 に比べて拡張条件の設定可能範囲が狭く、その中で最適な条件を選択したとしても、抽出される領域のサイズは、オリジナルデータに対する抽出領域のサイズに比べて小さなものとなった。

### 3) メディアンフィルタ適用データ

メディアンフィルタは画像をぼかさずにノイズ成分を除去できるという特長を持つことから、2次元画像の画質改善にしばしば用いられる。しかし、同時に細部の形状を変形させてしまうという副作用があり、これも連結部の検出に悪影響を与える。実際、メディアンフィルタを適用したデータも、スムージングフィルタを適用したデータと同様、抽出領域のサイズはオリジナルデータの場合よりも小さくなる傾向を示した。

すなわち、オリジナルデータに対してフィルタ処理によるノイズ除去を行うことは、最初の予測に反し、以下の欠点があることがわかった。

- 1) 連結部の肥大により、その検出が困難になること
- 2) 拡張条件の設定可能な範囲が狭まること
- 3) 1),2)の結果として目的領域全体の抽出が困難になること

以上の結果から、今回提案した抽出手法においては、ノイズ除去処理はむしろ避けた方がよいという知見を得た。この結果をふまえ、この後に示すデータに対しても、特にノイズ除去処理は行わず、オリジナルのデータに対して直接抽出処理を行っている。

### 4.3. 頭部MRIデータ (Ⅱ)

このデータは(米)National Library of MedicineのVisual Human Projectにより、Web上に公開されているものである[33]。頭部MRIデータには水素密度、T1強調、T2強調の3種類があり、すべて体軸に垂直なスライス像である。各々の中央部スライス像を図4-10に示す。

献体データのため撮影条件が良好で、ノイズや位置ずれはほとんど見られない。しかし、スライス間隔は5mmと大きく、図4-10の中・下段に示すように、体軸方向の解像度が著しく劣っている。したがって、3次元画像処理を行うには決して理想的なデータとはいえない。本節では、このようにかなり極端な非等方的データに対する抽出処理結果について述べる。

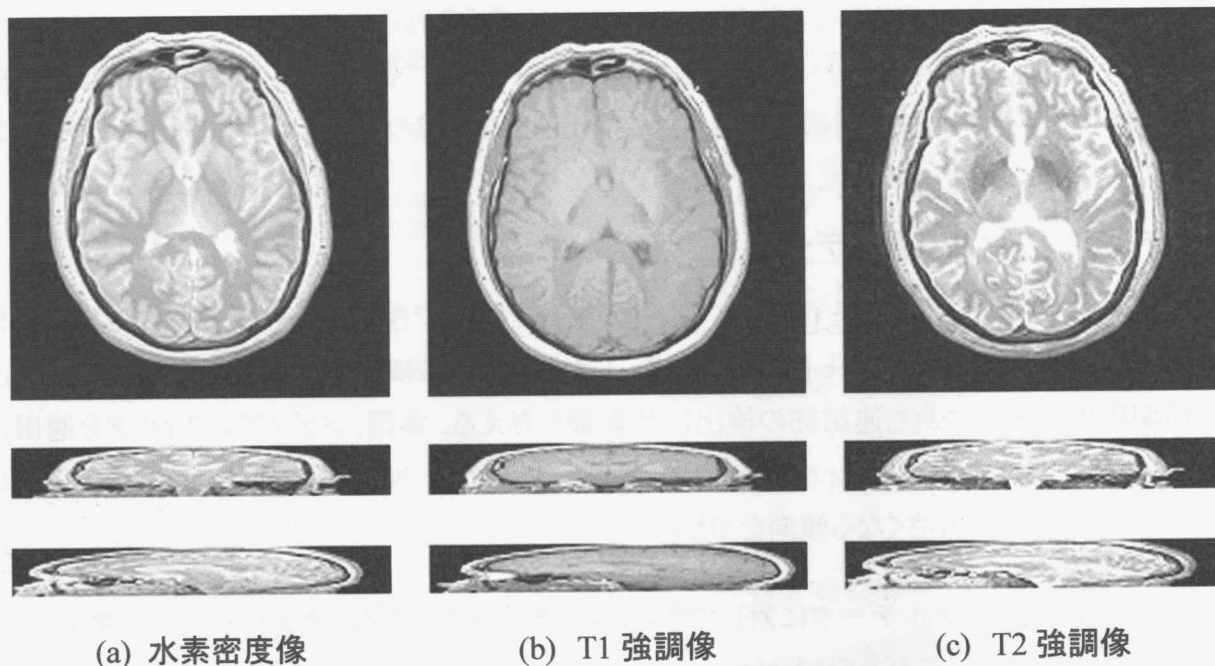


図 4-10 頭部MRIデータ(Ⅱ)  
上からトランス(オリジナル), コロナル, サジタル断面

#### 4.3.1. スライス補間

まず各軸方向の解像度を揃えるためにスライス補間を行った。このデータではスライス方向の解像度は他のおよそ1/8程度となっており、データを等方化するにはスライス間に補間画像を7枚挿入すればよい。しかし、中間部の補間画像ではパーシャルボリューム効果(図4-11)によって、本来のボクセル値から大きく外れた値が現れる。これは先の例(4.2.1. 参照)と同様、本抽出手法にとって好ましいことではない。

ここでは、 $\pm 1/4$  スライス位置の補間画像(図 4-11 の 2/8, 6/8 補間像)のみを作成し、これらを用いてスライス解像度(スライス数)を2倍にした。このようにすることで、撮影スライスとその中間画像(4/8 補間像)を用いた場合に比べて輝度のばらつきが抑えられる。なおこれ以上の補間はスムージング効果が顕著になるために行わない。

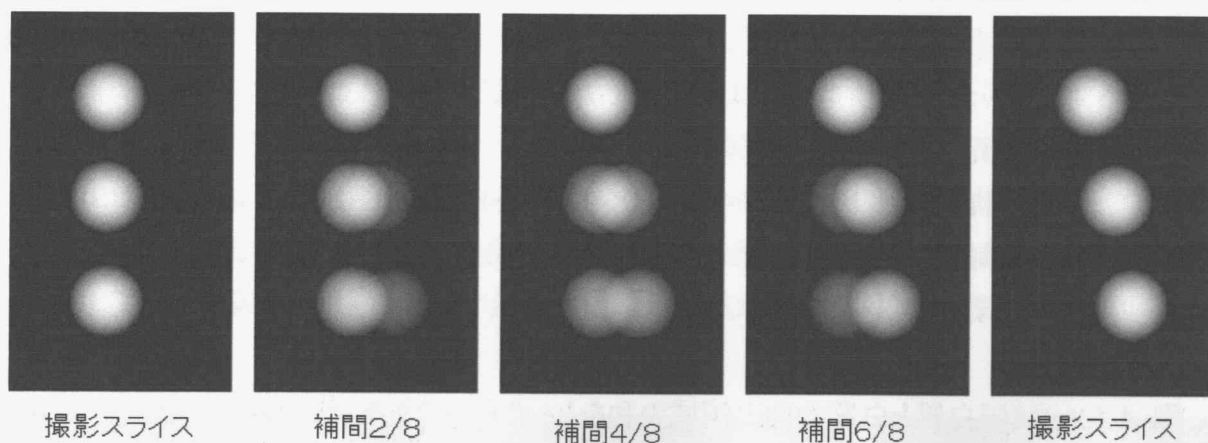


図 4-11 パーシャルボリューム効果

#### 4.3.2. 灰白質と白質の抽出

脳領域は灰白質領域と白質領域から構成されている。このデータの場合、図 4-12(a)からわかるように両者の輝度レベルが大きく異なっており、両者を同じ領域として抽出することは困難である。そこで、ここでは両者を別々に抽出した上で、それらを結合する方法をとった。図 4-12(a)に対するしきい値処理画像を参照して、輝度レベル 128~196 を白質領域(同図(b))、それ以上の輝度を持つ領域を灰白質領域(同図(c))とした。

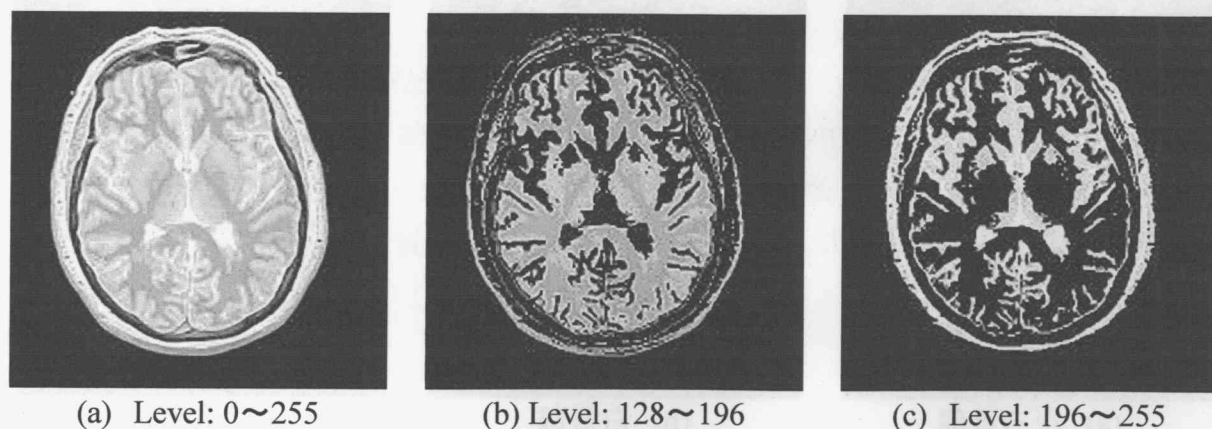


図 4-12 しきい値処理(バンドパス)画像



### 4.3.3. 抽出結果と考察

灰白質領域の抽出では、領域内の最大輝度値 255 の点を拡張開始点にとり、輝度値 196 以上を大域条件とした。この大域条件の下では低輝度の白質領域が拡張に対する障壁として作用するため、局所条件による制約は特に必要ではなかった。

白質領域の抽出では、輝度値 164 の点を拡張開始点とし、輝度レベル 132~196 を大域条件として設定した。視床部には白質と同程度の輝度を持つ組織が密集しており、はみ出しが頻発する。したがって、局所条件による制約をかなり厳しくする必要があり、この条件のもとで抽出できた白質領域はそのごく一部のみとなった。

そこで、白質領域を輝度レベル 164~196 と 128~164 に二分割し、個別に領域抽出を行った。この場合、大域条件による制約を強化した分だけ局所条件を緩くできるため、両者を合わせた抽出領域は若干広がる。それでも図 4-13(b)に示すように、抽出領域は決して十分なものとはいえない。

図 4-13(c)は灰白質と白質の抽出領域の和をとったものである。脳領域の上部は灰白質部、下部は白質部によってカバーされている。しかし、白質領域の抽出がやはり不十分であるために、これらの和領域は完全な脳領域にはならず、数多くの隙間や穴が生じてしまっている。

広い輝度範囲を持つ領域を抽出する場合、いくつかの輝度範囲に分割して抽出する方法が有効であることは次節の例からも明らかである。今回のデータにおいて満足な抽出結果が得られなかったのは、スライス方向の解像度が低すぎたために、スライス間の領域拡張が正常に行われなかったことが原因と考えられる。

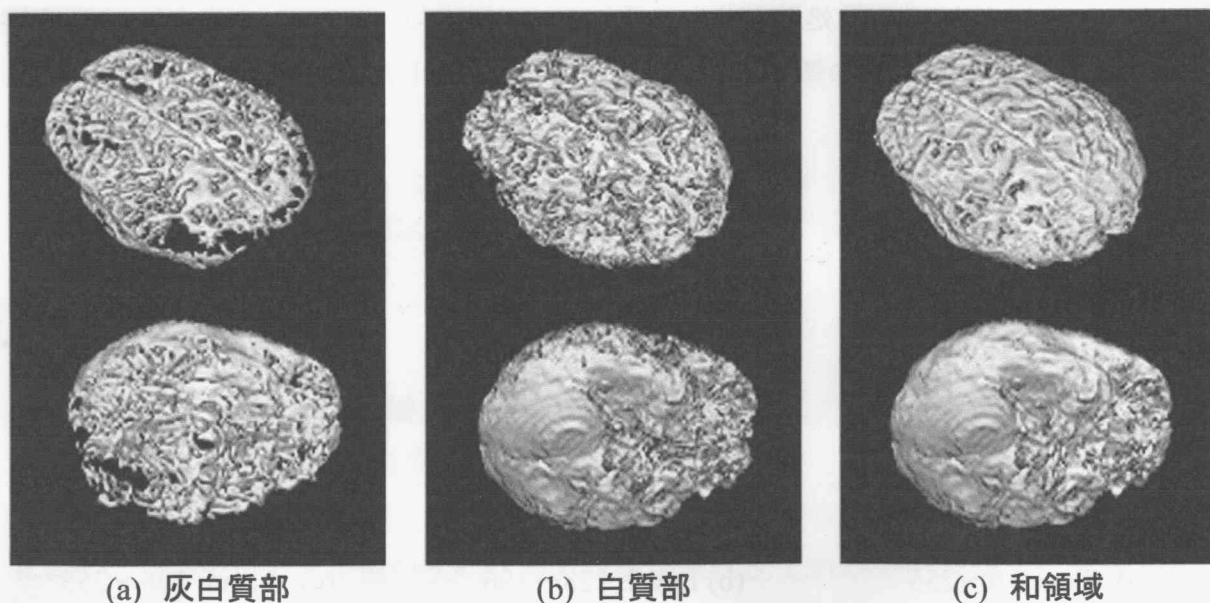
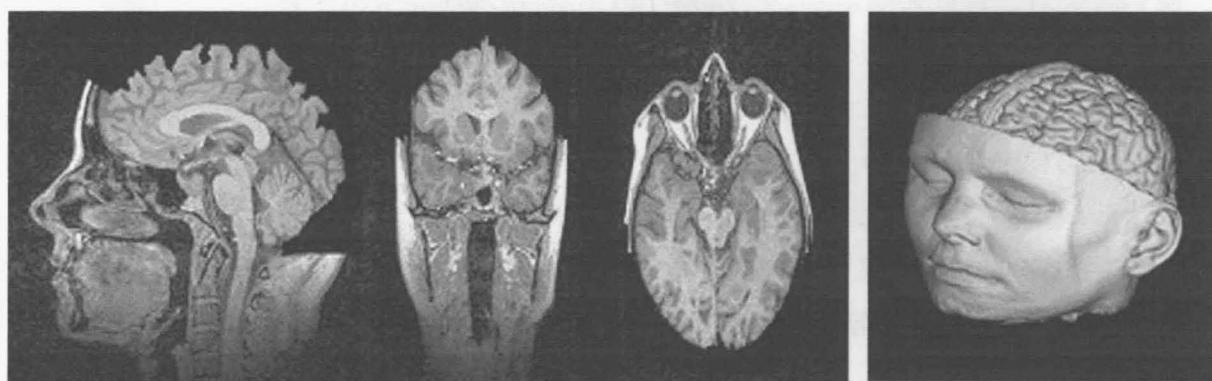


図 4-13 脳領域の抽出結果

## 4.4. 頭部MRIデータ(Ⅲ)

この3次元データはノース・キャロライナ大学 SoftLab が提供している, Chapel Hill Volume Rendering Test Data Set である. データ名が示すように, 3次元表示アルゴリズムの検証用データであり, 脳領域を表示するために頭皮領域の一部が削除されている. したがって, 本来は抽出処理の評価に適したデータとはいえないが, ここで削除されている領域は通常のリージョンローイングでも問題なく分離できる部分であるため, 本データを抽出アルゴリズムの評価に用いても特に支障はないと考えられる.

本データは解像度  $256 \times 256$  ドットのサジタル像 109 枚から構成されている. 中心付近各軸方向のスライス像を図 4-14(1)に示す. スライス方向の解像度は他の約半分となっているため, 4.3.1. で述べたスライス補間処理を用いて  $256 \times 256 \times 216$  のほぼ等方的な3次元データに再構成している. このデータに対する表皮のボリュームレンダリング像を図 4-14(2)に示す.



(1). 中心部のサジタル・コロナル・トランス像

(2). 3次元表示

図 4-14 頭部MRIデータ(Ⅲ)

### 4.4.1. 脳領域の抽出

本データも 4.3. のデータと同様, 灰白質と白質の輝度が大きく異なるため, それぞれの領域を抽出した後で各領域を結合する方法をとることにした. 中央付近のサジタル像に対するしきい値処理画像を図 4-15 に示す. このデータでは灰白質, 白質の輝度レベルが 4.3. のデータと逆転しており, 灰白質の輝度レベルは  $100 \sim 140$ , 白質の輝度レベルは  $140 \sim 180$  となっている.

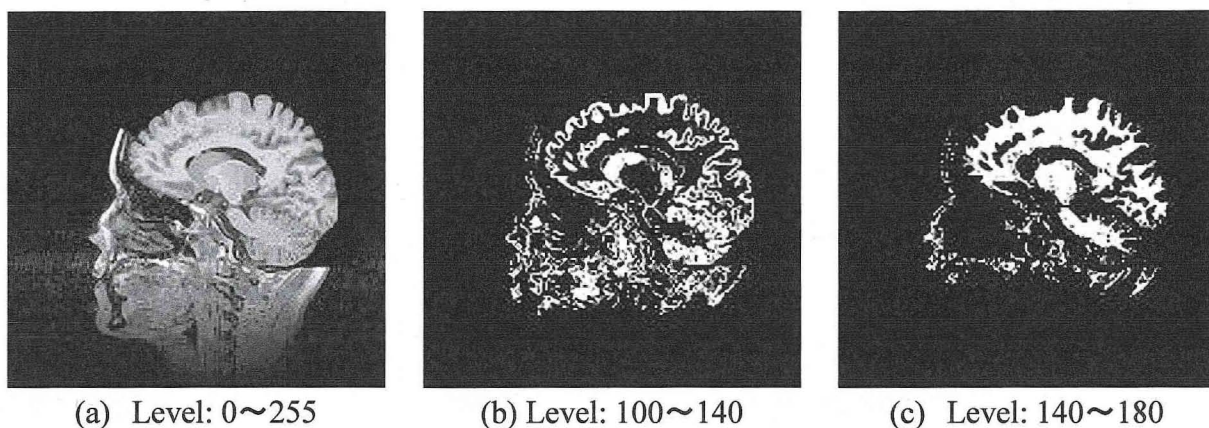


図 4-15 しきい値処理(バンドパス)画像

### 1) 灰白質領域の抽出

灰白質領域の輝度範囲がおおよそ 100~140 であることから、大域条件は  $120 \pm 20$  の範囲にセットした。局所条件は、はみ出しの多発により抽出不能となる手前の 12 とした。このときのはみ出しの数は16個で、それぞれについて逆リージョン Growing による連結点削除処理を行い、図 4-18(a)に示す抽出結果を得た。

このデータでは灰白質領域と視床部組織との輝度が近接しているため、4.3. の例とは逆に、灰白質領域の抽出時に視床下部へのはみ出しが多発した。図 4-16(a)に示すスライスだけでも、視床部の3ヶ所で連結部の存在が確認できる。はみ出しの典型例を同図(b)に示す。

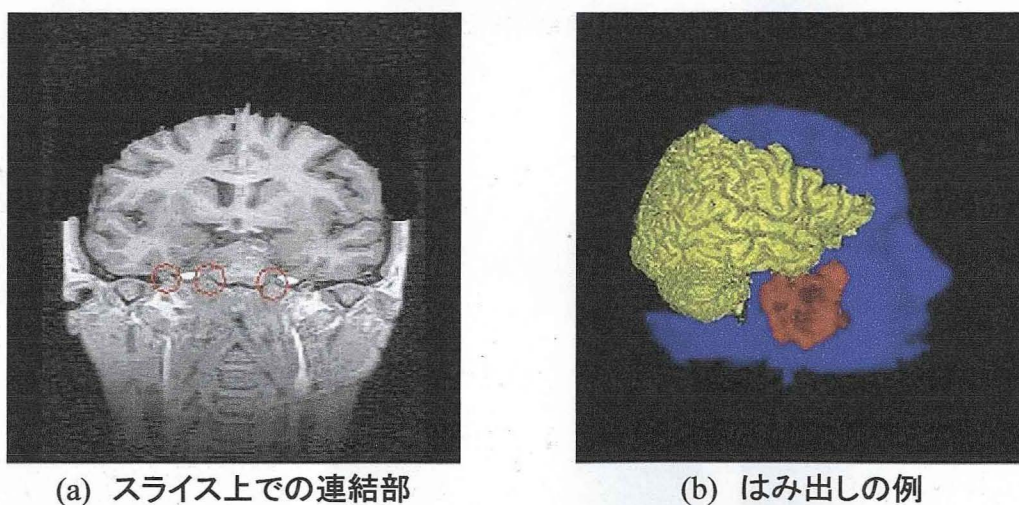


図 4-16 灰白質領域抽出時のはみ出し



2) 白質領域の抽出

白質領域抽出における大域条件は、輝度値 160 を中心とする $\pm 20$  の範囲に設定した。白質領域の輝度値は隣接領域に比べて十分に高いため、局所条件による制約を設けなくてもはみ出しの数は 13 個と、許容範囲内に収まった。

図 4-17(a)に示すように、白質領域と眼球は視神経を通じて眼球と接続しているため、同図(b)のようなはみ出しが必ず発生する。しかし、視神経と白質との連結部はくびれ状になっていることから、連結部の検出と削除は特に問題なく行うことができる。

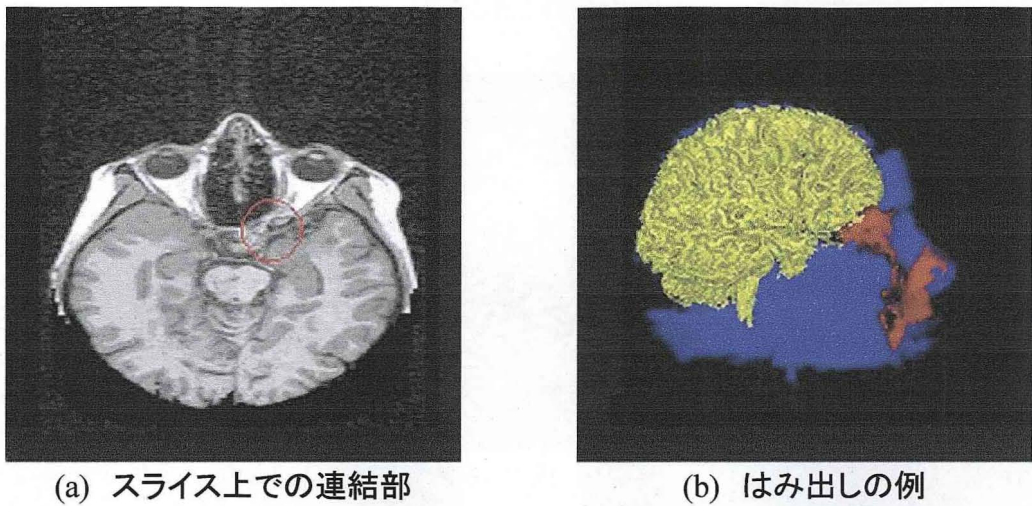


図 4-17 白質領域抽出時のはみ出し

3) 灰白質・白質領域の合成

図 4-18(a)の灰白質領域と同図(b)の白質領域の和領域を同図(c)に示す。

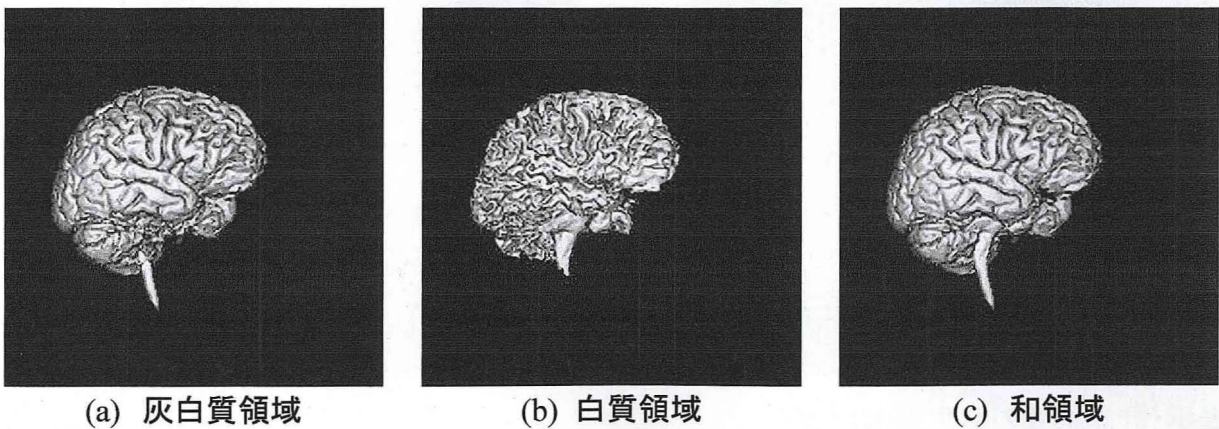


図 4-18 各抽出領域とその和領域



#### 4) 領域周辺部のボクセル付加

このデータでは頭皮の部分が予め削除されているため、辺縁部を完全に含んだ脳領域の3次元表示が可能である。そこで、この画像と抽出結果の3次元像とを比較することにより、本抽出処理において、脳領域の辺縁部がどの程度まで抽出されているかを評価した。

図 4-19(a)はオリジナルデータを頭頂部から見たボリュームレンダリング像、同図(b)は抽出結果を同じ方向から表示したものである。両者にはしわの数やその位置に差異はないものの、抽出データの方は灰白質領域が痩せて溝が深くなっていることが認められる。これは先の抽出処理において、周辺部を完全に抽出しきれていないことを示している。

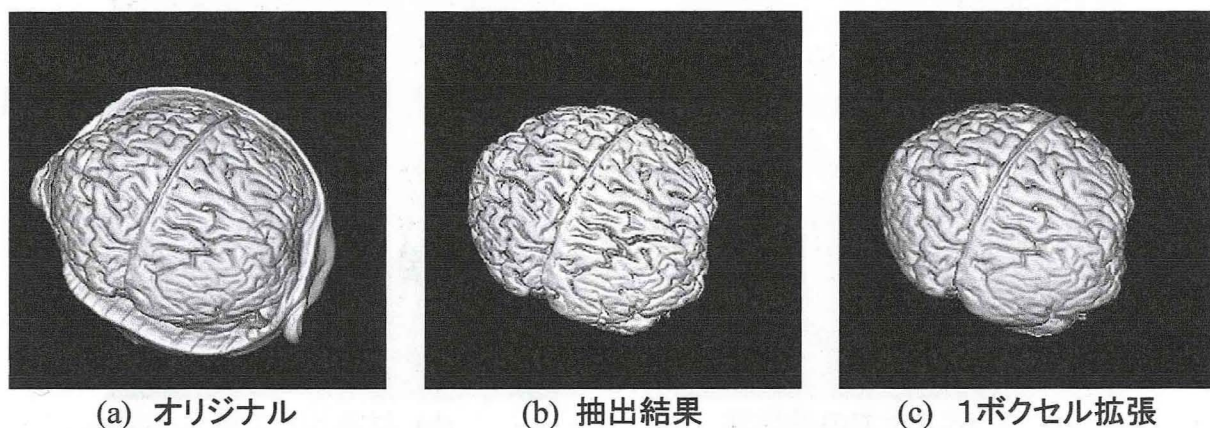


図 4-19 領域辺縁部の評価

本抽出処理において拡張条件をこれ以上緩めると、はみ出しの多発により抽出不可能となるため、4.2.4. で述べたように、抽出領域を1画素分だけ膨張させることによって脳領域辺縁部を追加する。図 4-19(c)はこのようにして得られた領域の3次元像であり、オリジナルとほぼ同等の脳領域3次元像が得られている。

この方法では辺縁部のほかに、境界周囲のブランク領域も付加される。しかし、これらのボクセル輝度は通常はかなり低く、これがボリュームレンダリング像に影響を与えることはほとんどないと考えてよい。図 4-19 に示したように、領域膨張処理の効果は大きく、また、辺縁部まで完全に抽出する必要がなくなるため、拡張条件の設定がより楽になる。

なお、付加領域は1ドットに留めておくべきであり、これ以上広げると、他の領域を取り込んでしまう可能性が生じてくる。また、この手法が適用できるのは、ボリュームレンダリングによる3次元像表示を目的とする場合だけであり、サーフェスレンダリングや体積計測等に対しては、表示・計測誤差の発生要因となる。

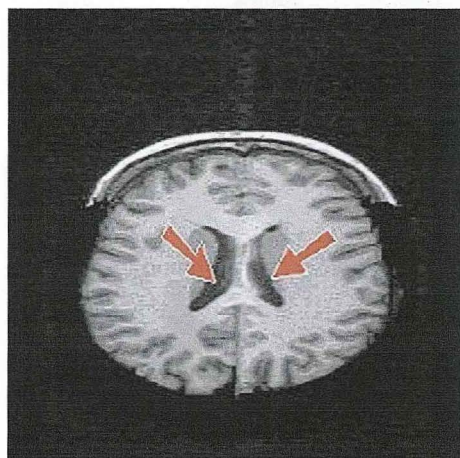
#### 4.4.2. 他の領域の抽出



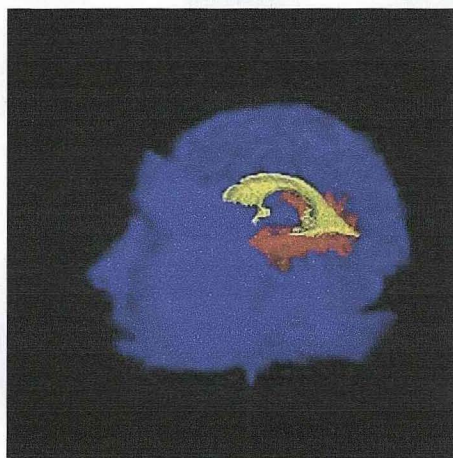
## 1) 脳室の抽出と表示

脳室は図 4-20 (a)に示すような、脳中央にある左右一対の中空領域である。内部は髄液で満たされており、脳脊髄の保護、神経細胞の浸透圧の平衡などの役割を担っている。脳内に異常が生じて脳実質が縮退すると、脳室容積が増加するとともに、形状に顕著な変化が現れる。このため脳機能診断において脳室の3次元像表示は極めて有用と考えられている。

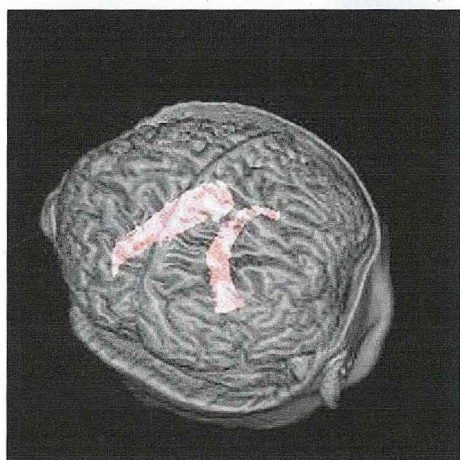
脳室部分は外部に比べて輝度が低くなっているため、大域条件を低輝度側に設定してリージョングローイングを実行した。左右の脳室(側脳室)は室間孔と第三脳室を介して接続しているが、通常解像度のMRIデータでは両者は分離した領域となる。そこで、両脳室内にそれぞれ拡張点をセットして抽出処理を行った。はみ出しは図 4-20 (b)に示すように、後部の大脳と小脳の隙間にある低輝度領域にかけて発生したが、その連結部は問題なく削除可能であった。抽出した脳室領域の3次元像を同図(c),(d)に示す。



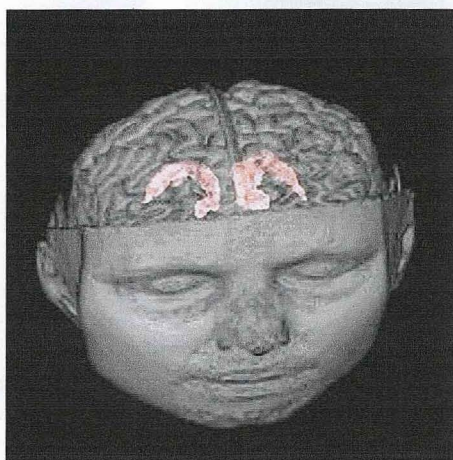
(a) 拡張開始点



(b) はみ出しの例



(c) 後方から



(d) 前方から

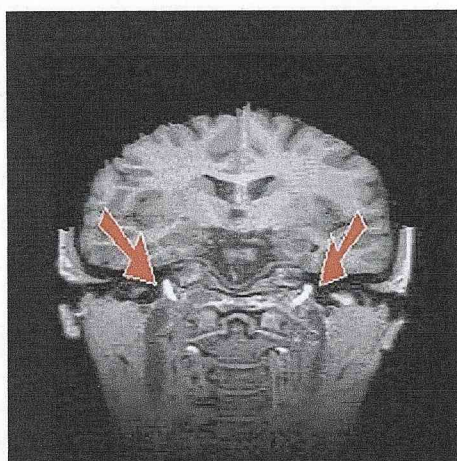
図 4-20 脳室の抽出と3次元表示

#### 4.4.3. 脳血管の抽出と表示

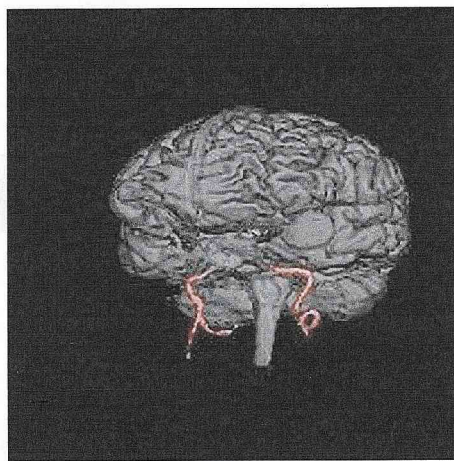
脳血管のボリュームは極めて小さいため、3.5.3. で述べたように、逆リージョングロウイングによる連結部の特定が困難になる。ここでははみ出しを生じさせないように、ややきつめの拡張条件を用いて血管領域の抽出を行った。

このデータでは図 4-21(a)のスライス像からわかるように、血管領域の輝度は他の領域に比べてやや高くなっている。しかし、場所や走行方向による輝度のバラツキが大きいため、拡張の途切れや外部へのはみ出しが頻発する。この対処法については、次章のMRA(血流造影像)からの血管抽出手法において詳しく述べる。

本MRIデータに対する、血管抽出結果を図 4-21(b)に示す。ここでは通常の手法を用いたため、抽出できた血管は頸動脈の一部にとどまった。



(a) スライス像



(b) 3次元像

図 4-21 脳血管の抽出と表示



## 4.5. 手領域MRIデータ

これらのデータは手を開いた状態、閉じた状態を撮影したMRI3次元データである。両データとも解像度  $256 \times 256$  ドットのスライス 120 枚から構成されている。各データのスライス像と、このデータから作成した表皮3次元像を図 4-22 に示す。一緒に映っているプラスチック容器は手を固定するためのものである。

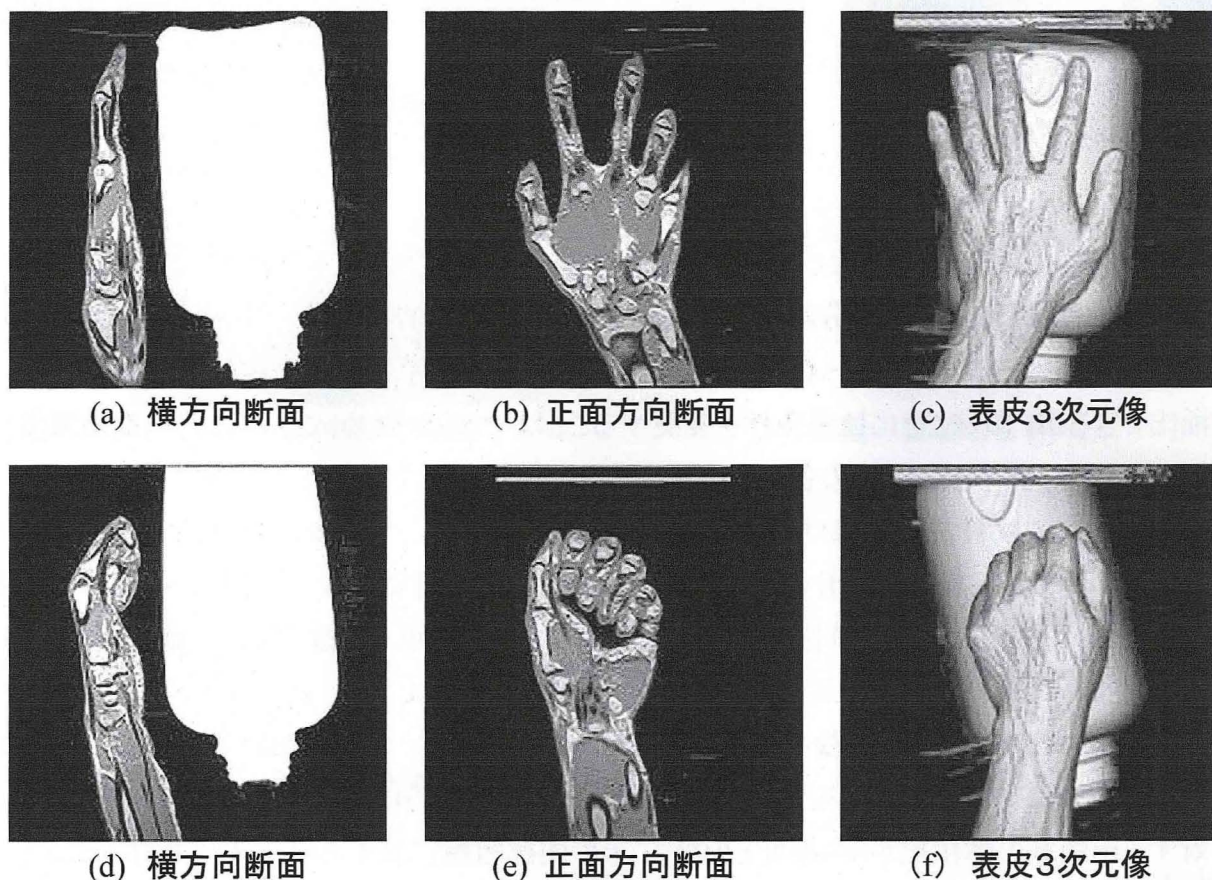


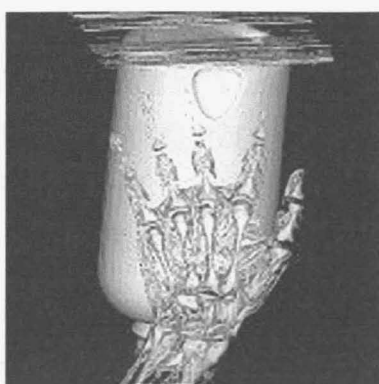
図 4-22 手領域MRIデータ

### 4.5.1. 骨領域の抽出

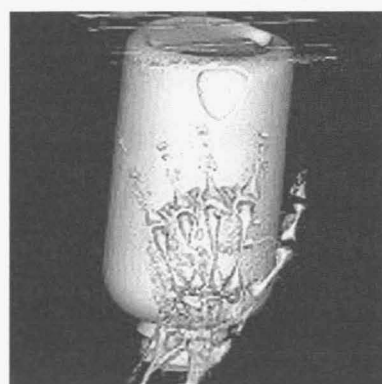
手の骨は手首付近に固まって存在する8個の手根骨と、各指へ向かう5個の中手骨、さらに各々の指骨を構成する基節骨、中節骨、末節骨の合計27個の骨片から構成される。骨の太さや水分含有率の違いから、各骨領域の輝度にはかなりのばらつきが見られる。図 4-23 はしきい値処理によって抽出した骨領域に対して3次元表示を行ったものである。輝度の比較的高い中手骨は比較的明瞭に表示されているが、その上に位置する指骨の輝度値は表皮の輝度に近く、骨領域全体の表示は困難となっている。



(a) しきい値=80



(b) しきい値=112



(c) しきい値=135

図 4-23 しきい値と抽出領域

リージョン Growing による抽出手法はこのような領域に対しても有効である。ただし、それぞれの骨は靱帯によって分離しているため、抽出処理は 27 個の骨それぞれについて行う必要がある。リージョン Growing では開始点を複数設定することで、複数の領域を一度に抽出できるが、領域ごとに拡張条件を変更することはできないため、ここでは同程度の輝度を持つ手根骨、中手骨、指骨の各グループに分けて抽出処理を行った。

拡張条件には最低一回ははみ出しが生じる条件を用いて、より多くの領域が抽出されるようにした。それでも薬指の指骨のように細く、輝度値の低い骨に対しては、その中間部で拡張の途切れが生じた。これらの骨に対しては、骨の両端に開始点を設定し、両端点からのリージョン Growing による抽出を行った。

骨領域抽出結果の3次元像を図 4-26 下段(p.86)に示す。本図において骨領域は黄色で示されている。このデータは指先から手首までカバーするように撮影したため、データ全体に対する手領域の体積比が3%程度と少なく、手の内部組織に対する解像度は十分とはいえない。要所をズームアップして撮影を行えば、指関節接合部などの詳細な表示も可能になったと思われる。

#### 4.5.2. 腱の抽出

手指の運動において腱は非常に重要な役割を担っており、腱鞘炎をはじめとするトラブルもここに多く発生する。腱の診断においても、骨と同様、3次元像の有用性は高いと考えられる。本節では手の MRI データに対して行った腱領域の抽出と表示について述べる。

図 4-24(a)は本データの手首横断面であり、各指に至る腱がここに多数集まっていることがわかる。手の甲側(図の左側)の腱は伸筋腱とよばれ、指の各関節を伸ばす役割を担っている。掌側(右側)の中央には、屈筋腱とよばれる指関節を曲げるための腱が集中している。

MRI像において腱は低輝度領域として映っており、4.4.2. で行った脳室領域の抽出と同様に、大域条件を低輝度側にセットして抽出処理を行った。拡張開始点は手首部分の4ヶ所に設定した。

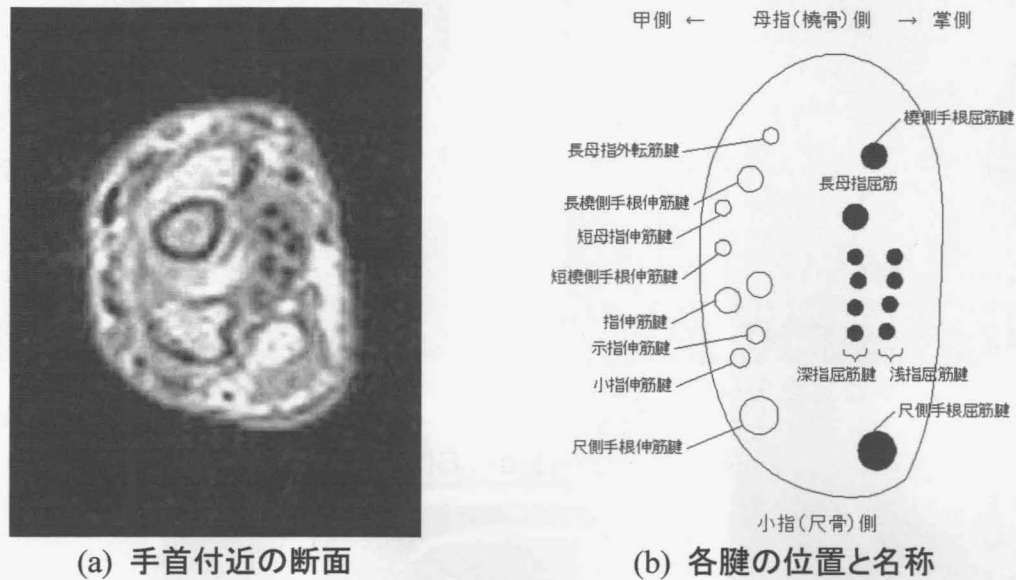


図 4-24 手首付近の腱の走行

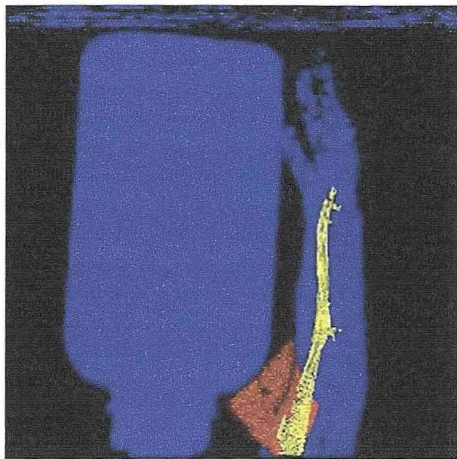
腱の抽出において生じるはみ出しは、手首付近で起こる背景部へのはみ出し(図 4-25(a))と、指先の部分で腱を包んでいる線維鞘へのはみ出し(同図(b))の2パターンとなった。

背景部へのはみ出しの場合、拡張点の数は連結部を境に倍増していくため、連結部の特定は比較的容易となる。一方、線維鞘へのはみ出しの場合は、腱と線維鞘のボリューム(ボクセル数)がともに小さく、指を伸ばしたデータにおいて逆リージョン Growing による連結部検出の成功率は半分程度となった。データの解像度がより高くなれば、両領域内のボクセルが増えるため、連結部の検出精度もさらに向上するものと思われる。

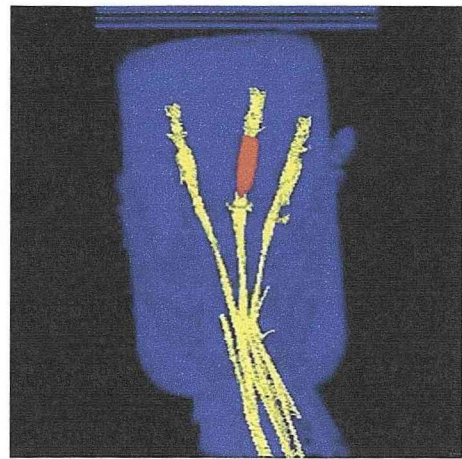
一方、指を曲げたデータでは腱と線維鞘を分離することは不可能であった。これは指の曲げによって腱と線維鞘の接触面積が増加し、連結部をくびれとして検出することができなくなったためと考えられる。

図 4-26 に抽出した腱を指骨の上に重ねて示す。手にはさらに多くの腱が存在するが、今回は解像度の制約もあり、抽出できたのは示指、中指、薬指に対する屈筋腱にとどまった。



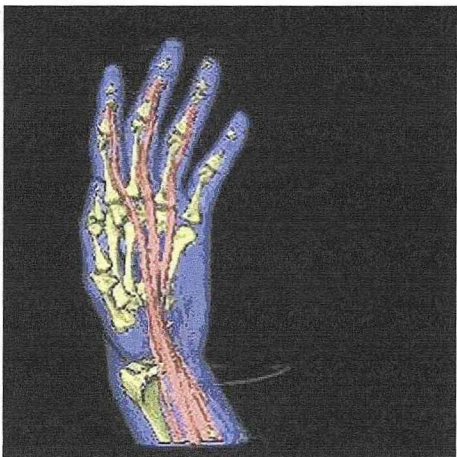


(a) 手首付近のはみ出し

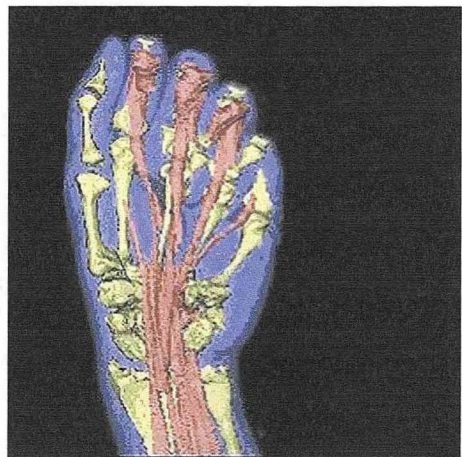


(b) 線維鞘へのはみ出し

図 4-25 腱の抽出におけるはみ出し



(a) 手を開いた状態



(b) 手を閉じた状態

図 4-26 抽出結果の3次元表示  
青:皮膚 黄:骨領域 赤:腱領域



## 4.6. 頭部X線CTデータ

本データは General Electric 社製 CT スキャナーによって撮影された頭部X線CTデータである。解像度  $256 \times 256$  ドット、間隔 2mm のスライス像 113 枚から構成されている。中央部付近の撮影スライスを図 4-27 (a)に、コロナル、サジタル像を同図(b)に示す。本データでは歯を含むスライスに、X線散乱による強いアーチファクトが見られる。

各軸方向の解像度を揃えるため、4.3.1. で述べたスライス補間法により縦方向のスライス数を増やし、 $256 \times 256 \times 226$  の3次元データとして再構成した。このデータに対する表皮のボリュームレンダリング像を図 4-27 (c)に示す。

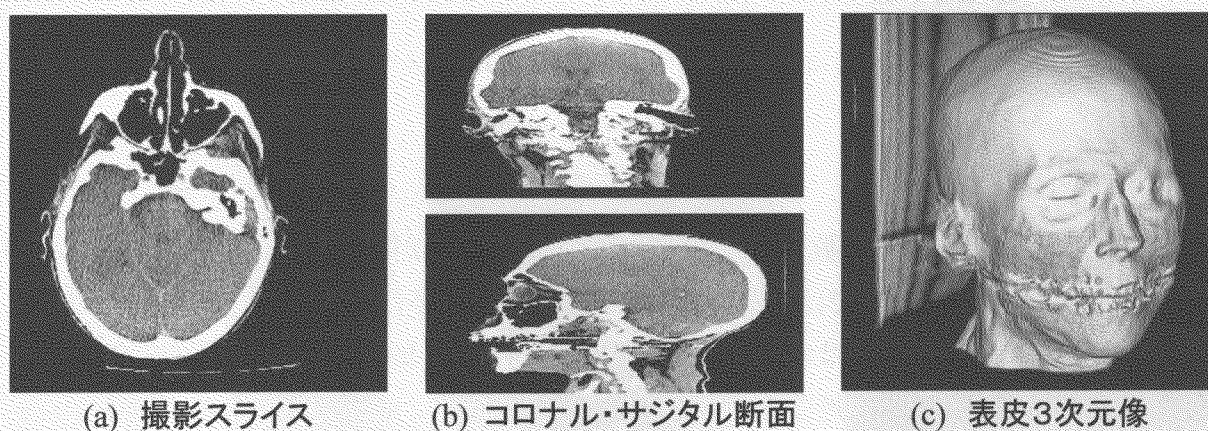
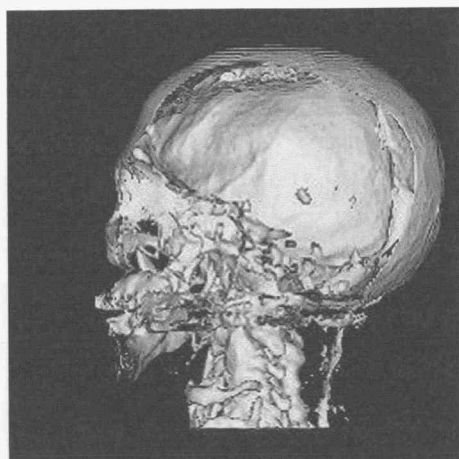


図 4-27 頭部X線CTデータ

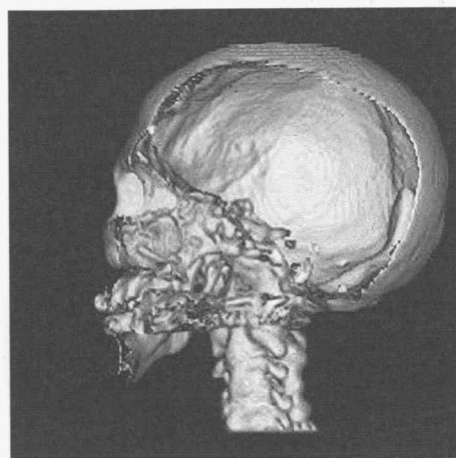
### 4.6.1. 頭蓋骨領域の抽出

X線CTでは骨領域が高輝度に表示されるため、しきい値処理によって骨領域を抽出することが可能である。しかし、骨片や厚みの少ない骨領域の輝度はやや低く、この領域を抽出するにはしきい値を相当引き下げる必要がある。図 4-28(a)は頭蓋骨周辺に軟部組織が現れるレベルまでしきい値を下げた例であるが、それでも鼻骨部分は完全に抽出しきれていない。同図(b)はリージョン Growing による抽出を行ったもので、(a)に比べて鼻骨から頭蓋骨までがクリアに抽出・表示されていることがわかる。

このように、X線CTにおける骨領域の抽出はしきい値処理でもある程度可能であるが、リージョン Growing を用いることでさらに良好な抽出結果を得ることができる。なお、骨領域の抽出では外部領域へのはみ出しがほとんど生じないため、大域条件さえ適切に設定されていれば、局所条件は不要である。



(a) しきい値で抽出



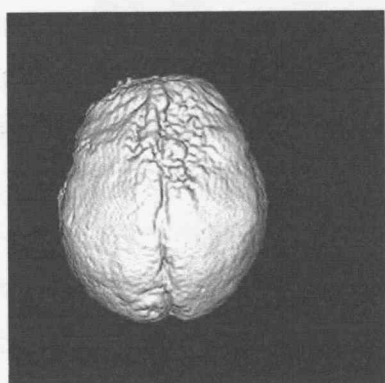
(b) 領域拡張で抽出

図 4-28 頭蓋骨抽出結果の3次元像

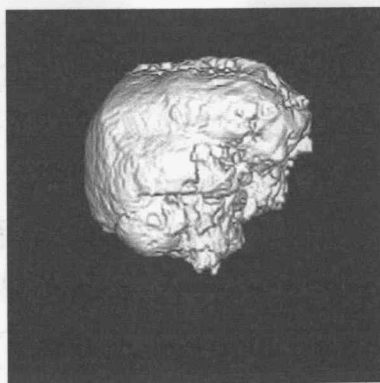
#### 4.6.2. 脳領域の抽出

3次元データを得るには、数百枚に及ぶスライス像の撮影が必要になる。このため、放射線被爆が問題になるX線CTでは、線量をかなり抑えて撮影が行われる。その結果、図 4-27 (a)に示すように軟部組織にはコントラストがほとんど付かず、頭蓋骨内部の輝度もほぼ一様となる。したがって、脳領域に対して抽出処理を行っても図 4-29 に示すように、頭蓋骨内空の形状が得られるに過ぎない。

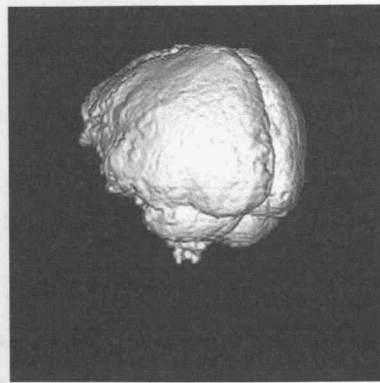
このようにX線CT像からの軟部組織抽出は、画像の性質上、極めて困難といえる。造影剤注入や撮影線量の増加により軟部組織の造影がようやく可能になるが、これによって人体への侵襲性はさらに高まる。したがって、X線CTによる3次元データの取得は、それによって得られるメリットとデメリットを十分に勘案した上で行う必要がある。



(a) 頭頂部



(b) 右側面



(c) 左後方

図 4-29 抽出した脳領域の3次元像



## 4.7. 腹部X線CTデータ

本データは大動脈瘤ステントグラフト留置術の術前診断用として撮影された、腹部X線CT像である。体軸に垂直なスライス 153 枚から構成されており、各スライスの解像度は  $512 \times 512$  である。図 4-30 にスライス像の一例を示す。大動脈(図中赤丸内)を明瞭に表示するため、カテーテルを用いて血管内への造影剤注入を行っている。造影剤によって、他の血管や腎臓なども骨領域と同じく高輝度に表示されている。肝臓、腸管などの領域も、輝度は低いものの本データでは比較的明瞭に映し出されている。

このデータも各軸方向の解像度が不揃いであるため、各軸方向の解像度を調整してデータの3次元等方化を行った。ここでは、スライス数を線形補間により 256 に増やすとともに、画像の解像度を  $256 \times 256$  に落とし、 $256^3$  の立方体データとした。

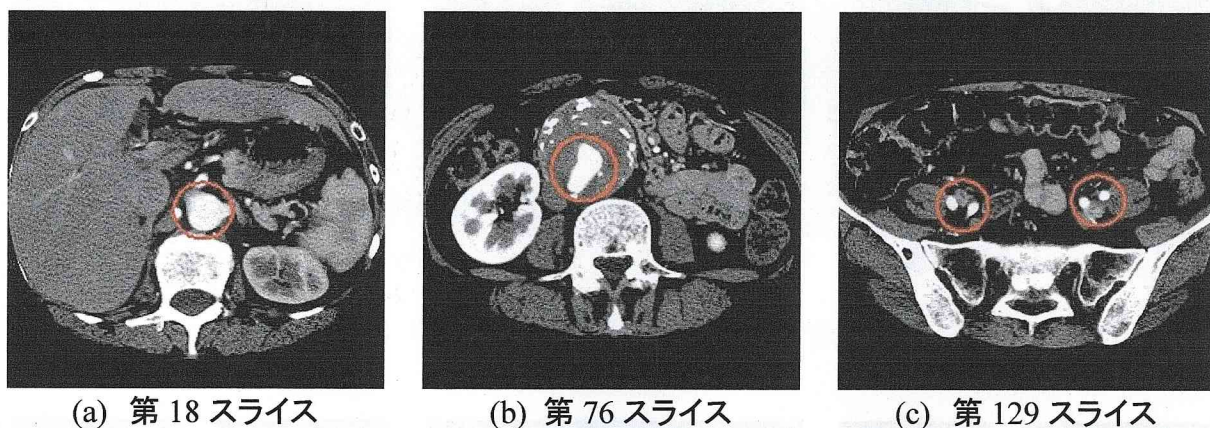


図 4-30 腹部X線CTデータ (赤丸内は大動脈)

### 4.7.1. 大動脈の抽出

まず本データの診断目的となっている、大動脈に対する抽出処理について示す。

このデータでは大動脈と骨(肋骨、脊椎、骨盤)と腎臓がほぼ同程度の輝度値を持つため、しきい値処理を適用すると、これらの領域も一緒に抽出されてしまう。これらをまとめて表示しても大動脈の大部分は視認可能であり、また、血管の位置や大きさの把握にはかえって都合のよい面もある。しかし、見る角度によっては他の臓器が大動脈の観察に支障となることもあり、大動脈をひとつの領域として抽出しておくことはやはり必要といえる。

大動脈は脊椎のすぐ近くを走行しているため、図 4-31 に示すように、骨領域との接触がしばしば生じる。また、腎臓とも腎血管を介して接続しているため、通常のリージョン Growing では両者が一緒に抽出されてしまう。このような場合でも逆リージョン Growing を用いて



連結部の検出と削除を行うことで、大動脈をひとつの領域として抽出することが可能になる。逆リージョン Growing による連結部の検出結果を図 4-32 に示す。グラフの肌色部分(赤色部分の内部)は逆リージョン Growing における拡張点の数を示しており、その左端のほぼ 0 に落ちたところが連結部の世代番号に対応している。

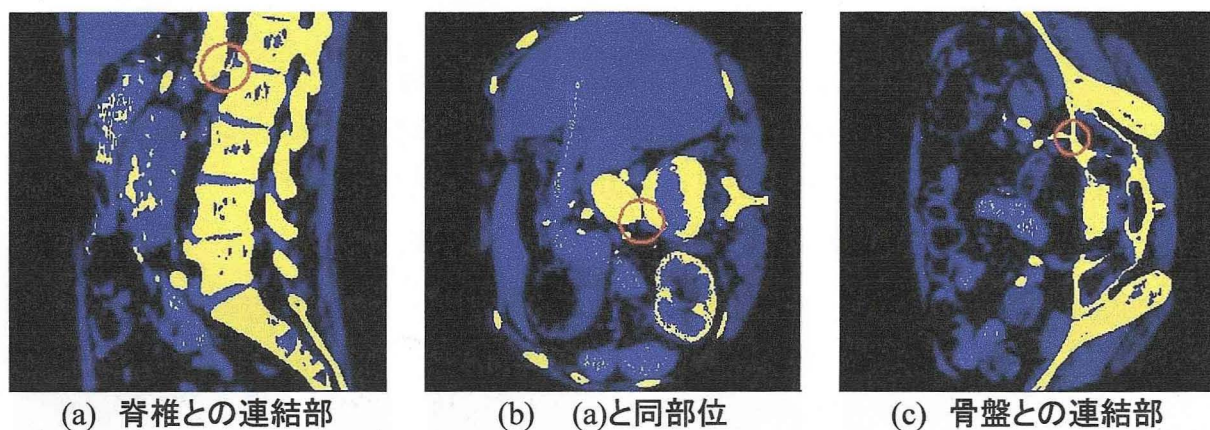


図 4-31 大動脈と他の領域との連結部

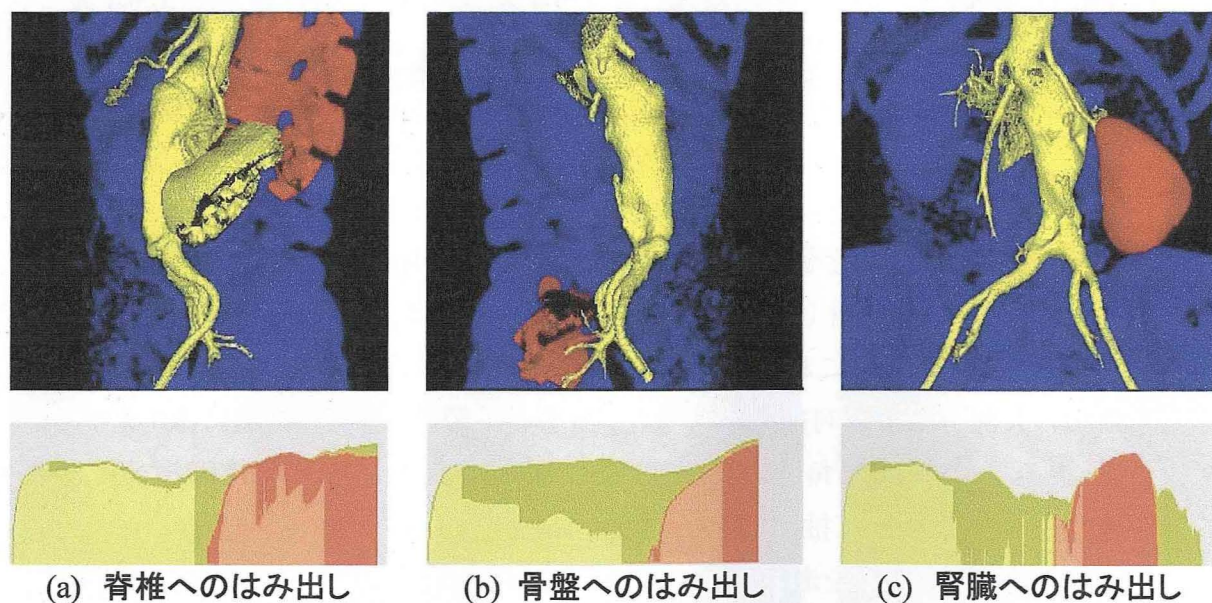


図 4-32 検出された連結部から生じたはみ出し領域



#### 4.7.2. その他の臓器の抽出

骨領域、腎臓領域を抽出する場合には、各領域内からリージョングrowingを開始すればよい。今度は逆に大動脈がはみ出し領域となるので、大動脈内の一点から逆リージョングrowingを行えば大動脈との連結部が除去され、骨と腎臓それぞれの領域を抽出できる。

この結果を用いて、各領域を色分けして示した3次元像を図 4-33(a)に示す。同図(b)は大動脈を背中側から見たもので、大動脈の観察に支障となる骨領域を除いて表示している。

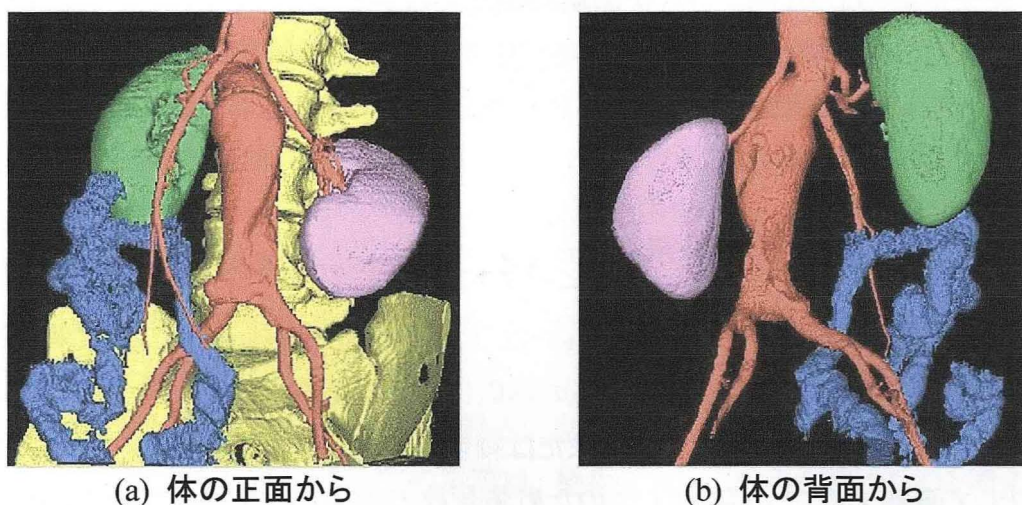


図 4-33 各領域の合成+色分け表示

#### 4.8. むすび

本章ではMRI, X線CTデータに対して前章で述べた抽出手法を適用し、その結果をもとに、本抽出手法の実用性と有用性について評価・検討を行った。また、それぞれのデータに対して必要となる処理について述べた。

MRIデータに対しては主に脳領域に対する抽出を行った。抽出精度はデータの解像度に依存する部分も大きいですが、抽出結果の3次元像を見る限り、ほぼ妥当な結果が得られたと考えている。3次元データの解像度は年々向上しており、これを受けてさらに精度の高い抽出が可能になっていくものと期待される。

一方、X線CTデータについては、造影剤を用いて撮像したデータでは良好な抽出結果が得られたが、造影剤なしのデータに対しては、軟部組織の抽出はかなり困難という結果になった。これらの濃淡がほとんど付かない領域を抽出するには、画素値のみに依存した処理では限界があるため、対象臓器の位置や形状などの解剖学的な知識を抽出処理に取り入れていくことが必要になると思われる。

## 第5章 血管領域の抽出

### 5.1. まえがき

第3章で述べた抽出手法では、逆リージョングrowingにおける拡張点数の増減をもとに連結部の判定を行っている。このため抽出すべき領域にはある程度のボリュームが必要となり、血管や神経のような細いひも状領域の抽出には利用できない。しかし、脳梗塞や動脈瘤などの重疾患の診断において血管領域の表示は不可欠であり、このためには血管領域の抽出がどうしても必要になる。本章では、特に血管領域の抽出を目的として考案した領域抽出アルゴリズムについて述べる。

### 5.2. MIP による血管領域表示

MRA (magnetic resonance angiography) や CTA (CT angiography) によって得られる血管造影データは、動脈瘤などの血管系疾患の診断に有用である。しかし、図 5-1 に示すように、これらのスライス像上において血管は点または細切れの線分にしか映らないため、これらを血管領域として識別することは難しい。このため多数枚の断層像を集約して生成した投影像や3次元像が血管部の診断用画像として用いられている。第2章で述べたように、今日の3次元表示手法は十分に実用の域に達しており、適切なデータを与えれば高画質な3次元像をほぼリアルタイムに作成できる。特に造影剤を用いて撮影されるCTAデータから構成した血管3次元像の精細度は極めて高く、臨床診断や治療計画に幅広く利用されている[21]～[25]。

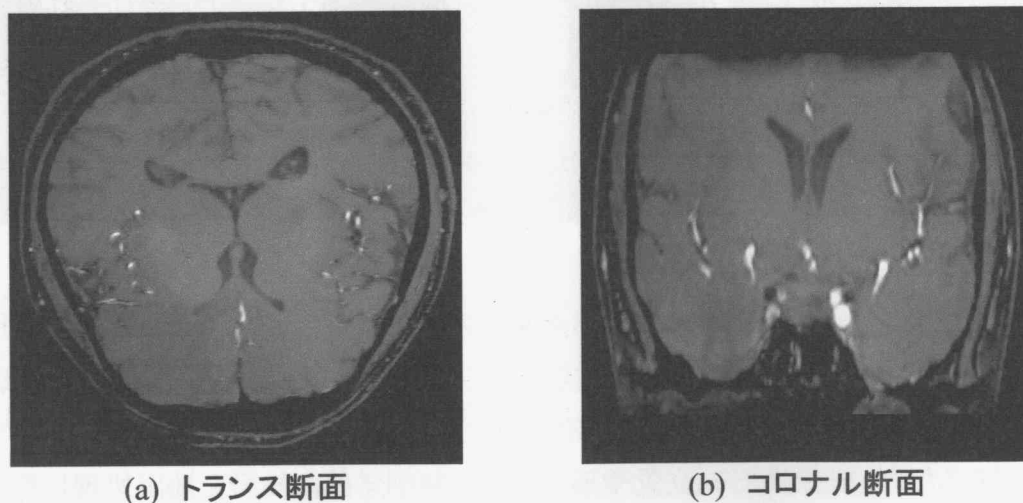


図 5-1 MR アンジオスライス像上の血管

これに対し、MRAデータに対する3次元像の臨床応用例[26]はCTAに比べるとはるかに少ない。現在、MRAデータに対して主流となっている診断画像は、3次元像ではなくMIP (maximum intensity projection) とよばれる投影像の一種である。通常の投影像が、投影軸上の全ボクセルの輝度値を積算した値をその画素値とするのに対し、MIPでは投影軸上で最大輝度を持つボクセル値をその画像の画素値とする。MRAでは血管が周囲に比べて高輝度に造影されているため、こうした手法(MIP)による血管表示が可能になる。しかし、投影像であるため奥行き情報が画像に全く反映されず、図 5-2(a)に示すように、1枚のMIPから血管同士の前後関係を判別することはできない。

したがって、血管の空間配置を把握するためには、投影方向を少しずつずらした複数枚のMIP像を観察しなければならない。しかし、MIPの作成には3次元データ全体の走査が必要になるため、任意方向のMIP像をリアルタイムに作成することは難しい[27],[28]。これらの欠点にもかかわらずMIPが今なおMRAの主たる表示法となっている最大の理由は、MIPの持つ「血管領域の抽出が不要」という特長によるものである。

ここでもし血管抽出の問題が解決できれば、MRAデータに対しても、3次元像表示、脳血管の構造解析、狭窄部の寸法測定といったCTAにおいて実用化されている様々な応用処理への道が開かれる[29]。MRAは非侵襲的に血管造影データを得られる唯一の方法であり、MRAデータに対する血管領域抽出の実現は、極めて大きな意義を持つものと考えられる。

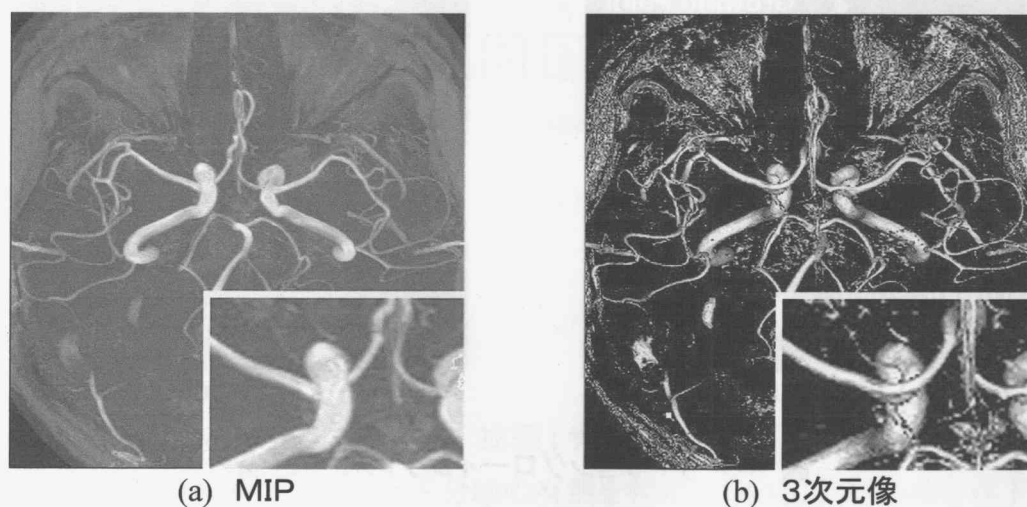


図 5-2 MRAデータに対するMIP像と3次元像

### 5.3. 血管領域の抽出

#### 5.3.1. リージョングローイングの問題点



MRAの輝度値は血流量を反映する。したがって、血流の多い太い血管は明るく、血流の少ない細い血管は暗く造影される。しかも、細い血管では、パーシャルボリュームエフェクト(4.3.1. 参照)によって、その輝度はさらに低下する。その結果、MRAの血管輝度は極めて広範囲にわたり、細い血管の輝度は背景や他の体内組織の輝度と重複することになる。このためMRAでは血管領域全体を単純なしきい値処理で抽出することは困難であり、それに代わる手法として、MIP像や輝度分散値を利用した抽出法などが提案されている[30],[31]。

リージョンローイングを用いた場合でも、低輝度血管の抽出はやはり難しくなる。これは血管と他の組織は多くの箇所では接しているため、輝度情報を用いて拡張を制限する必要があるためである。さらに、血管のように細長い領域では拡張路上での途切れが発生しやすく、その対応策も必要になる。

血管領域の輝度値は太さ、血流量、撮影部位によって変化しているため、血管全体を抽出するには、拡張条件も輝度の変化に応じて動的に変更しなければならない。しかし、通常のリージョンローイングでは複数箇所では拡張が同時に進行するため(図 5-3(a)), 各拡張点に対してそれぞれ異なる拡張条件を適用することができない。この問題を解決するため、拡張が常にひとつの血管枝内で進行するリージョンローイング(同図(b))を考える。

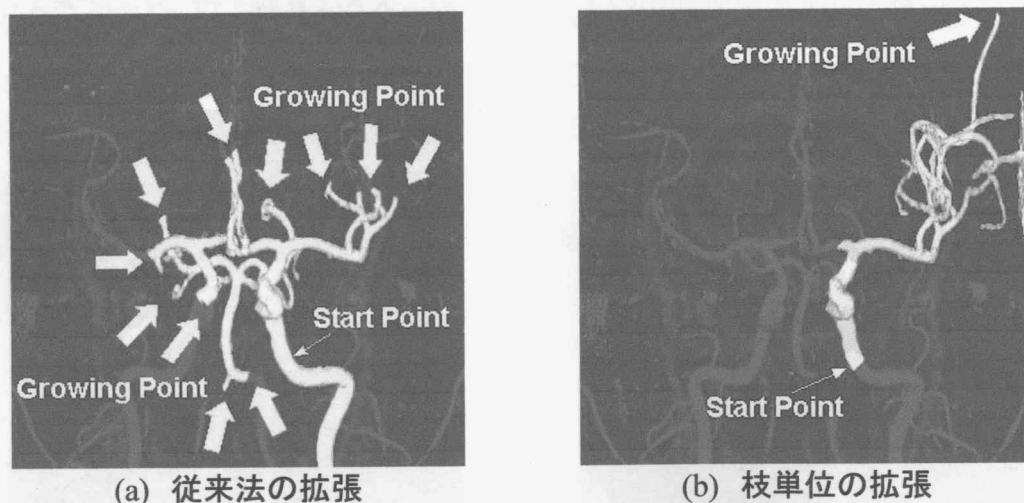


図 5-3 リージョンローイングの途中経過

### 5.3.2. 枝単位のリージョンローイング

リージョンローイングを枝単位に行うには、拡張部が血管の分岐部に到達した際、拡張点を両方の血管に進入させずに、一本の血管のみを対象として拡張を行うようにすればよい。図 5-4 に図の左下から拡張を始めた領域が、途中で二方向に分岐する様子を示す。左が従

来法, 右が枝単位の拡張法である. 枠内の数字は各ボクセルが抽出された拡張世代を示している. (3.4.3. 参照) 拡張点が血管の先端部に到達すると拡張は一旦終了する. ここでひとつ前の分岐に戻り, 残った枝に対する領域拡張を再開する. この様子を図 5-5 に示す.

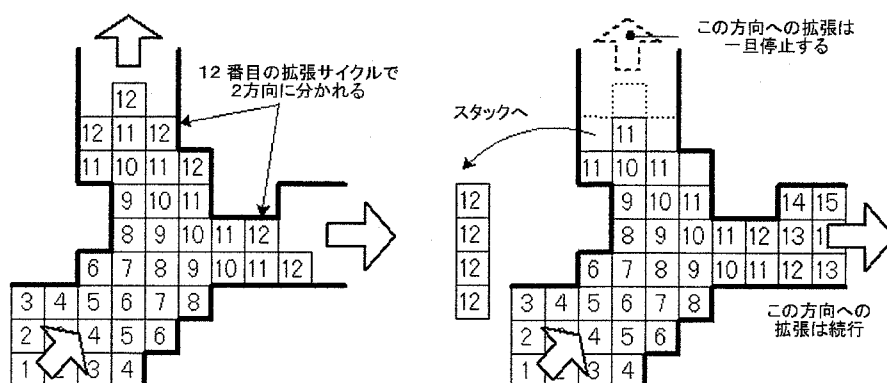


図 5-4 分枝における拡張の進行 左:従来法, 右:枝単位

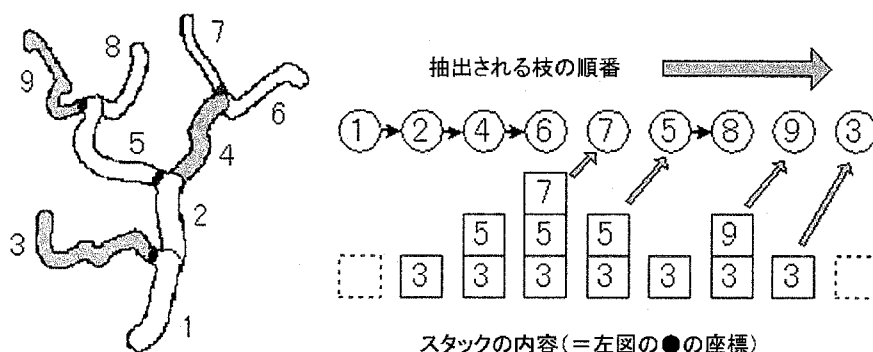


図 5-5 枝の抽出順番とスタックの内容

### 5.3.3. 連結領域の判別処理

枝単位のリージョンローイングでは, 拡張1サイクルごとに, 新しく加わった領域(以下, 「拡張領域」と記す)の連結性を調べて分岐の有無を判定している. この処理を以下に示す.

1. 拡張領域の任意の一点から, 同じ拡張サイクル数を持つ画素を抽出対象とするリージョンローイングを行い, 拡張領域の中から連結した領域をひとつだけ取り出す.
2. この領域を次の拡張サイクルにおける親とする. 残った拡張領域は, 後でここから拡張を再開できるようにするため, その座標をスタックに格納しておく

1サイクル分の拡張で付加された領域は図 5-6(a)に示すように斜め方向にしか連結していない。これらをひとつの連結領域と見なすため、1.のリージョングrowingは6近傍連結ではなく、26近傍連結で行っている。また、拡張領域の厚みは1ドット分と極めて薄いため、ノイズや輝度ムラによる拡張領域の過分割が生じやすい。そこで、同図(b)に示すように、拡張対象領域を2拡張サイクル(2ドット幅)分に広げ、拡張領域の過分割による枝数の増加を抑制している。その効果を示す例として、MRAデータ I(5.5.1. 参照)における、連結条件と検出された枝数との関係を表 5-1 に示す。

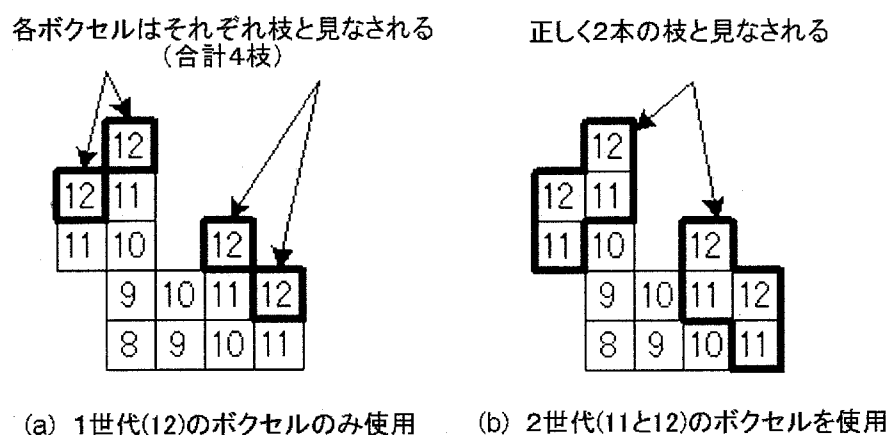


図 5-6 分岐判定処理により連結領域とみなされたボクセル

表 5-1 拡張領域の幅、連結判定方式による枝数の変化

拡張領域	連結画素	検出枝数
厚み 1	6 近傍	96390
厚み 1	26 近傍	204
厚み 2	6 近傍	159
厚み 2	26 近傍	115

#### 5.3.4. 拡張条件の局所的（動的）変更

リージョングrowingを枝単位に行っても、同じ拡張条件を用いている限り、抽出結果は従来法による結果と全く変わらない。本アルゴリズムの特長をいかすためには、枝の属性や状況に応じて、拡張条件を適切に変更する必要がある。

拡張条件を動的に変更するひとつの方法は、既に抽出された拡張点近傍領域の画素値を拡張条件に反映させることである。例えば、次式(5-1)で示されるような、近傍画素の輝度・分

散値を考慮に入れた拡張条件が考えられる。

$$\mu - k\sigma \leq g(x, y, z) \quad (5-1)$$

ここで  $\mu$ 、 $\sigma$  は直前の数サイクル間で抽出された領域の平均輝度と分散値、 $g(x, y, z)$  は拡張候補点  $(x, y, z)$  の輝度値、 $k$  は拡張の容易さを決めるパラメータである。MRAデータの高輝度画素は突発的なノイズを除けば血流領域に限られるため、 $g(x, y, z)$  に対する上限は特に設ける必要はない。

しかし、実際にこの条件を適用して血管抽出を行っても、抽出不足が目立つ結果しか得られなかった。これは、血管分岐の前後において血流量や血管径が大きく変化しており、それに伴って血管輝度も急激に変化しているためである。すなわち、MRAデータの場合、それまでに抽出された領域の輝度を拡張条件に反映させることは、むしろ避けた方がよいと考えられる。

分岐前後における実際の輝度変化を調べるため、ボクセル輝度値 70 以上を拡張条件として枝単位のリージョン Growing を行った。抽出された各血管分枝の連結関係とその属性（長さ、太さ、画素値）を図 5-7 に示す。図中の各ブロックはある分岐から次の分岐までの血管領域（以後これを「分枝」と記す）を示している。ブロックの色は分枝の輝度値を、ブロックの長さとは幅はそれぞれ、分枝の長さとは断面積（1 拡張サイクルで付加された画素数）を表す。本図から、分岐の前後において断面積が変化するとともに、輝度値も大幅に変化していることがわかる。

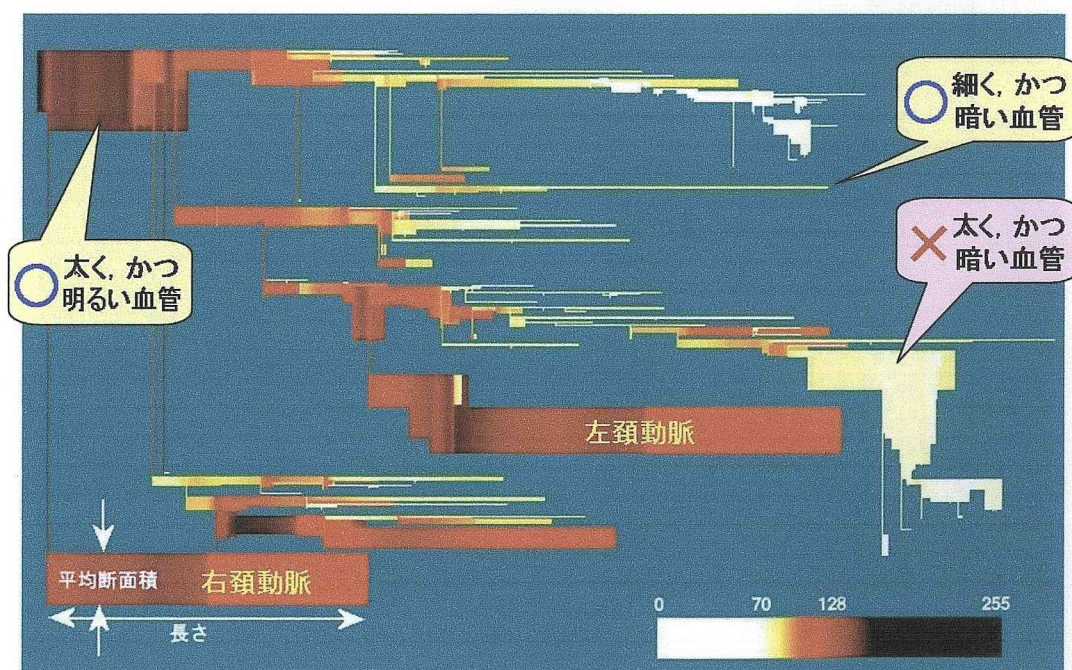


図 5-7 抽出された各枝の属性とリンク構造



各分枝の断面積と平均輝度をそれぞれ横軸と縦軸にとってプロットしたグラフを図 5-8 に示す. このグラフから, 分枝の太さと画素値との大小関係はほぼ一致していることがわかる. 特に枝の断面積が 30 ピクセル以下のところでは線形に近い関係となっている. 一方, この関係から大きく外れている点を調べると, その多くは血管の外部に漏れた領域(例えば, 図 5-7 の×を付した分枝)に対応していることがわかった. すなわち, 血管である分枝のみを抽出するには, 例えば, 次式(5.2)を血管領域の判別式として用い, 血管外部の点に対応する分枝を除外してやればよい.

$$\mu_i = \begin{cases} c_{\min} + kd_i & (d_i < d_c) \\ c_{\min} + kd_c & (d_i \geq d_c) \end{cases} \quad (5.2)$$

ここに  $\mu_i$  と  $d_i$  は  $i$  番目の分枝の平均輝度と平均断面積,  $c_{\min}$  は抽出対象の下限輝度値,  $d_c$  は分枝の太さと平均画素値との間に線形性が成り立つ輝度値の範囲(上限)である. 本式において  $c_{\min}=70$ ,  $k=0.5$ ,  $d_c=30$  とした血管領域の判別ラインを図 5-8 上に点線で示す.

分枝の特徴量  $\mu_i$ ,  $d_i$  はその分枝を実際に抽出してみるまでわからないため, 分枝の抽出領域への追加は, 分枝を抽出して式(5.2)による判定を行ったあとで行われる.

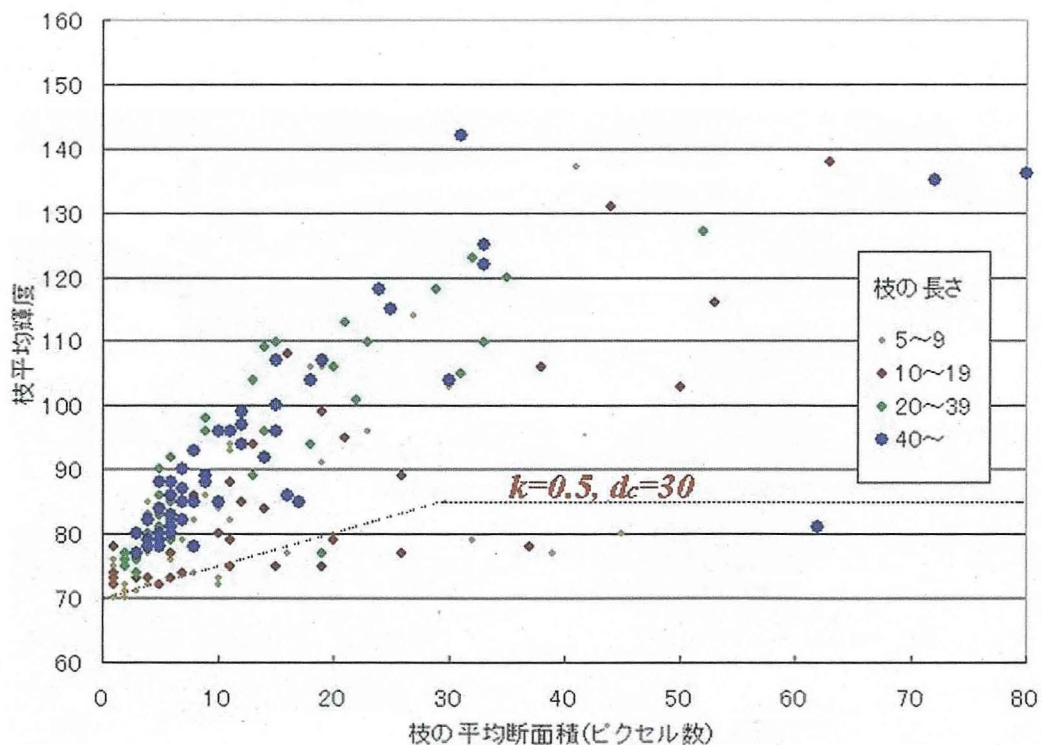


図 5-8 各枝の断面積と平均輝度との関係



### 5.3.5. 拡張経路の途切れ対策

血管のように細長い領域を抽出する場合には、拡張経路上の画素欠落によって、拡張の途切れがしばしば発生する。画素の欠落は、血管画素の探索範囲を広げることである程度補えるが、これは同時に血管以外の領域を誤抽出する可能性も高めることになる。また、探索範囲を2ドットに広げるだけで、その範囲内の画素数は50にもなり、探索にかかる時間も大幅に増加する。

実際に拡張経路の途切れが問題になるのは抽出した血管の先端部だけなので、血管画素の探索は血管先端部だけで行えば十分である。誤抽出や探索時間の問題もこれでほぼ解決する。枝単位リージョン Growing では、血管の先端部に達するたびに拡張が一旦終了することから、本手法ではその時点において血管周囲の探索を行っている。探索の結果、途切れた先の血管が見つければその抽出を行い、見つからなければ次の分枝の抽出処理に移行する。

頸動脈の一点から開始したリージョン Growing による抽出結果を図 5-9 に示す。このデータでは後交通動脈の一部の輝度が低くなっているため、通常の拡張手法ではこの後に続く椎骨動脈と、その先に接続する血管を抽出することができない(同図(a))。これに対して血管探索を行った場合では、これらの血管だけでなく、頭頂部の細い血管なども抽出領域に加えられていることがわかる(同図(b))。

探索精度を高めるために、血管の走行方向や太さなどの情報を利用する方法も考えられるが、輝度情報を用いた近傍探索を行うだけでも、図 5-9、図 5-17(p.108)の例に示すように、その効果は十分に現れている。

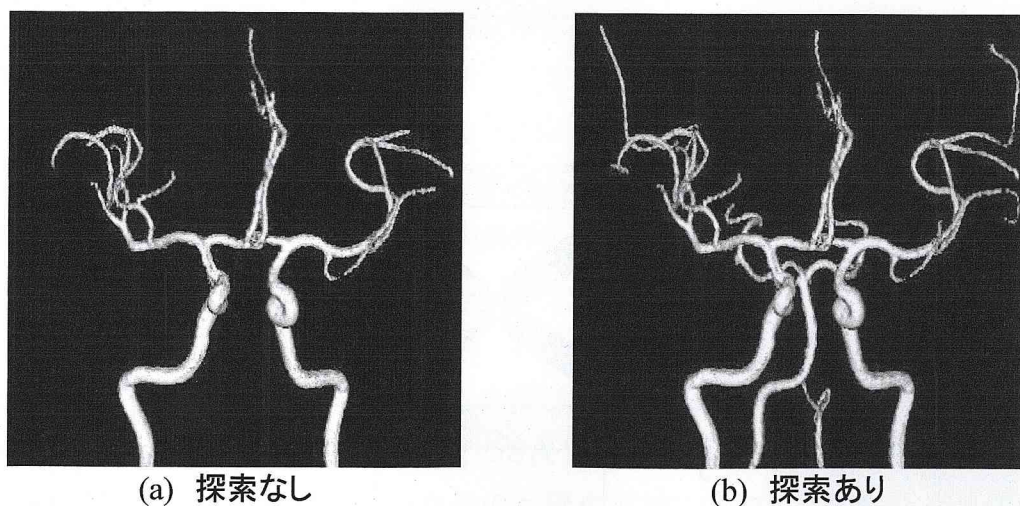


図 5-9 枝先端における血管候補探索処理の効果

## 5.4. 評価手法

### 5.4.1. 血管抽出領域の評価

抽出結果を3次元像として提示しても、その観察から得られる評価はあくまで主観的なものに過ぎない。脳や心臓・肝臓のように形状がある程度定まった臓器であれば、その3次元像から抽出結果の妥当性を判断することもできるが、血管の場合は根元の太い血管を除き、3次元像から抽出結果の成否を判断することは難しい。血管抽出アルゴリズムや、抽出条件パラメータの比較検討を行うためには、評価結果が客観的な数値として示される評価手法が必要になる。

客観的な評価を行うには、比較基準として、正確な3次元抽出データが必要になる。通常の臓器であれば、スライス単位の手作業による抽出も考えられるが、血管の場合には、スライス上で血管領域を判別すること自体が難しくなるため、それも不可能になる。

そこで、基準データとして、MIPから作成した2次元血管抽出像(以後、「MIP血管抽出像」と記す)を用いることを考えた。MIPはMRAの標準的な臨床診断画像であり、MIP上に映っている血管は抽出すべき血管領域の目安として利用できる。MIPにおける血管識別は非常に容易であるため、人がMIP上の血管領域を正確にトレースすることは十分に可能と考えられる。

抽出結果の評価値は、3次元抽出データを各基準軸方向に投影した像(以後、「抽出領域投影像」と記す)と、それと同じ投影方向のMIP血管抽出像との画素差分量として求める。図5-10に示すように、差分を取る方向によって抽出不足量(false negative)と抽出過剰量(false positive)がそれぞれ求められるため、各誤差を個別に評価することが可能となる。

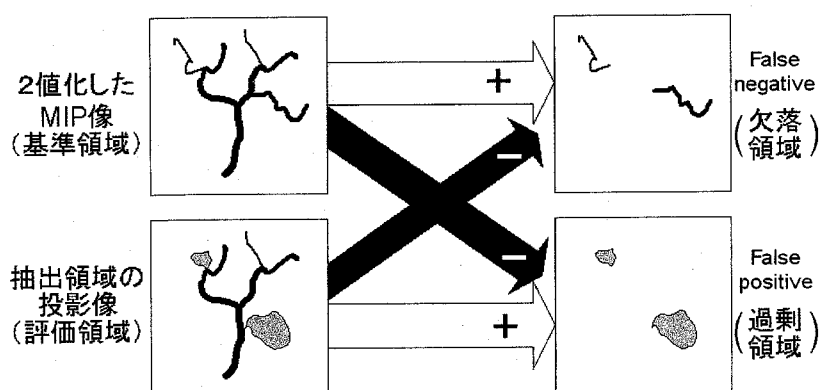


図 5-10 抽出領域評価手法



MIP血管抽出像の血管径と抽出領域投影像の血管径に差がある場合、血管の輪郭線が差分画像上に現れ、血管の有無に基づく本来の差分量を正確にカウントできなくなる。そこで、輪郭線の出現を抑えるために、差し引かれる方の画像は予め細線化しておく。

差分画像の一例を図 5-11 に示す。左図中の黄線は、細線化されたMIP血管抽出像から抽出領域投影像(赤色)を差し引いて得られた領域で、抽出不足を示している。また、右図中の黄線は、抽出領域中心線の投影像からMIP血管抽出像(青色)を差し引いて得られた、抽出過剰を示す領域である。差分画像は基準軸3方向について得られるため、ここでは3枚の差分画像に現れる画素数の合計を、各誤差の最終的な評価値として用いている。

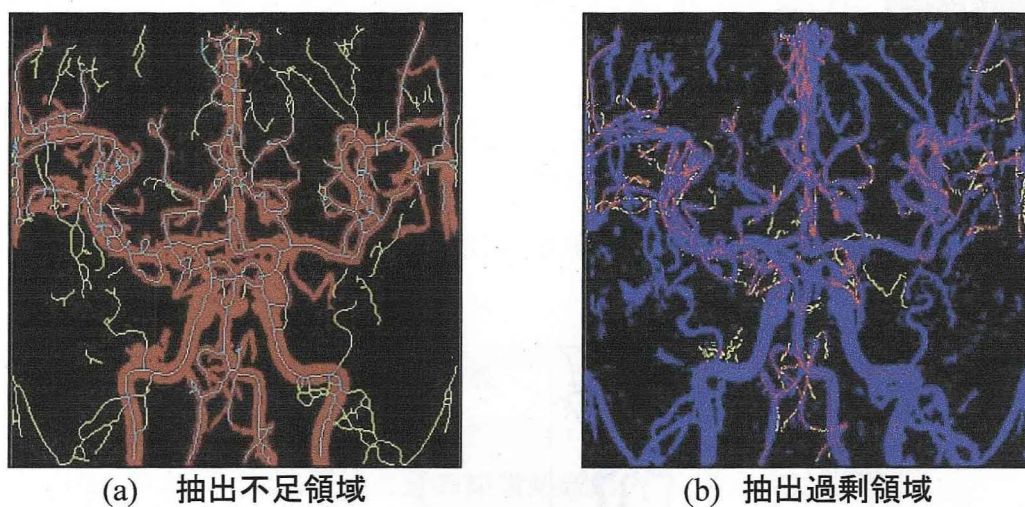


図 5-11 評価用差分画像

ここで用いたMIP血管抽出像の具体的な作成方法を図 5-12 に示す。まず、各MIPに対し手作業による血管トレースを行い、3方向のMIP血管抽出像を作成する。これを Hilditch アルゴリズムにより細線化し、この画像を不足領域の判定用画像として用いる。一方、過剰領域の判定用画像には、本画像上の血管画素の欠落を最小限に抑えるため、3方向のMIP血管抽出像の画素、すなわち投影軸上で最大輝度を持つボクセルを一つの3次元空間にマッピングしたあと、これを再度3方向に投影した画像を使用する。

次に、抽出領域投影像の作成方法を図 5-13 に示す。不足領域の判定用画像には、3次元抽出領域をそのまま各軸方向に投影した画像を用い、過剰領域の判定画像には血管領域の中心線像を使う。中心線像には血管の3次元走行を正確に反映させるため、抽出領域投影像を細線化した画像ではなく、3次元の血管中心線を投影した像を用いる。3次元データから血管中心線を得る手法も提案されているが[32]、ここでは、リージョンローイングの各拡張サイクルにおける拡張領域の重心点の集合を、血管中心線として用いた。

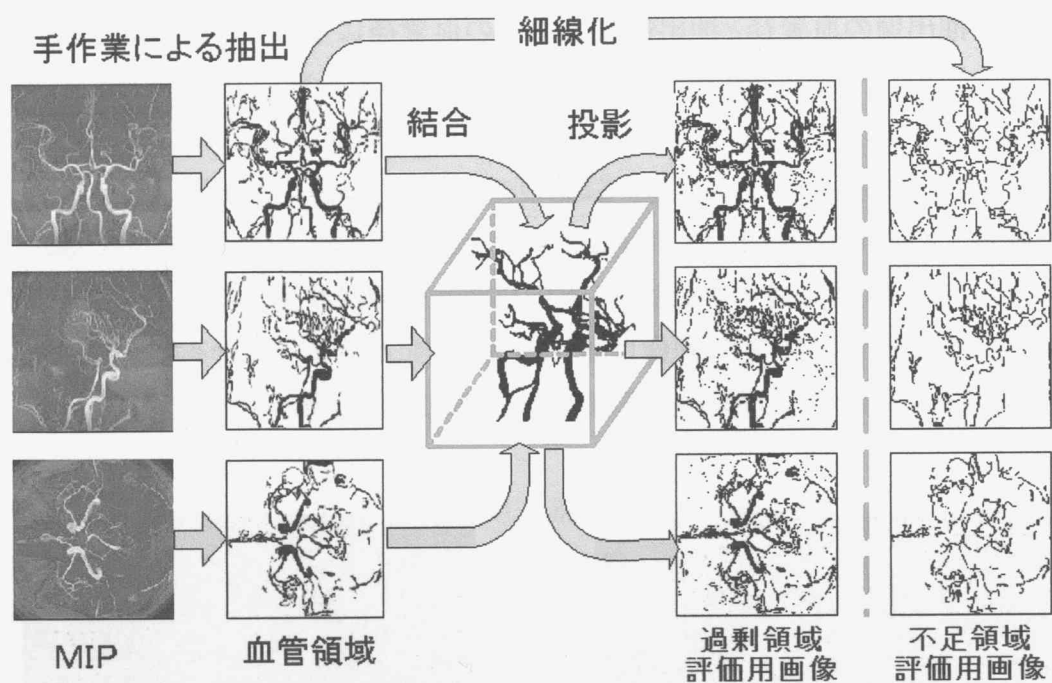


図 5-12 MIP 血管抽出像の作成

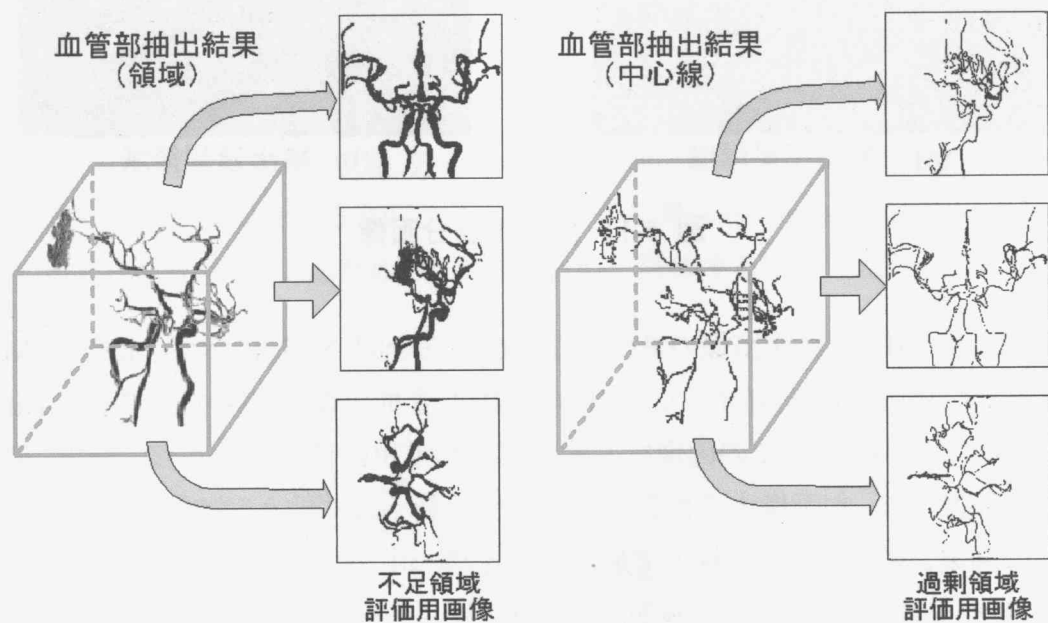


図 5-13 抽出領域投影像の作成

## 5.5. 適用例

3名の被験者から得た頭部MRAデータ5例(I~V)を用いて本アルゴリズムによる脳血管領域の抽出結果を評価した。

### 5.5.1. 実験手順

データ I は 1.5T MRI, データ II～V は 3T MRI(ともに Siemens 製)によって取得した MR A データである. 各データはレンジのばらつきを抑えるために区間[0,255]に正規化している. データの最大輝度値はノイズを反映したものである可能性が高いため, 累積ヒストグラムが全体の 99.999%となる輝度値を最大レベル(=255)に対応させている. 表 5-2 に各データの解像度, スライス数, 最大輝度値, レベル 255 に対応する元データの輝度値を示す.

表 5-2 本アルゴリズムの評価に使用したMRAデータ

データ	被験者	画像解像度	スライス数	最大輝度値	レベル 255
I	A	512×512	168	1831	683
II	B	384×512	72	795	582
III	C	384×512	72	605	507
IV	B	288×384	128	479	354
V	C	288×384	128	411	314

各MRAデータに対する血管領域抽出は次の3通りの手法により行った.

- (1) 従来法(複数枝同時拡張, 拡張条件固定)
- (2) 枝単位:端点における近傍血管の探索処理あり, 拡張条件は固定
- (3) 枝単位:(2)に加えて, 血管径と輝度との関係から血管外部と判断した分枝を除去

拡張開始点は左頸動脈下部にセットした. 拡張条件には 5.3.4. で述べた式(5.2)を用い, 濃度しきい値  $c_{\min}$  を抽出可能範囲内で5ステップずつ変化させて抽出結果をそれぞれ得た. (3)で用いる血管径-輝度関係のパラメータ  $k$ ,  $d_c$  は全て  $k=0.5$ ,  $d_c=20$  とした. ((1),(2)では  $k=0$ ) なおこの値は実験的に求めた.

### 5.5.2. 抽出不足量の評価

データ I に対する抽出誤差の評価結果を図 5-14 に, データ II～V に対する結果を図 5-15 に示す. 各拡張条件  $c_{\min}$  上の3本の棒は左から手法(1)～(3)に対応しており, 各棒の下部(淡色)は抽出不足量, 上部(濃色)は抽出過剰量を示す. 各データは程度の差こそあるが全て同様の傾向を示したため, 以下, データ I に対する評価を代表例として述べる.

$c_{\min}$  が大きくなるにつれて抽出不足量が増加する傾向はどの手法にも共通して見られた. 一方, 同じ  $c_{\min}$  における比較では, 各手法に以下の違いが現れた.



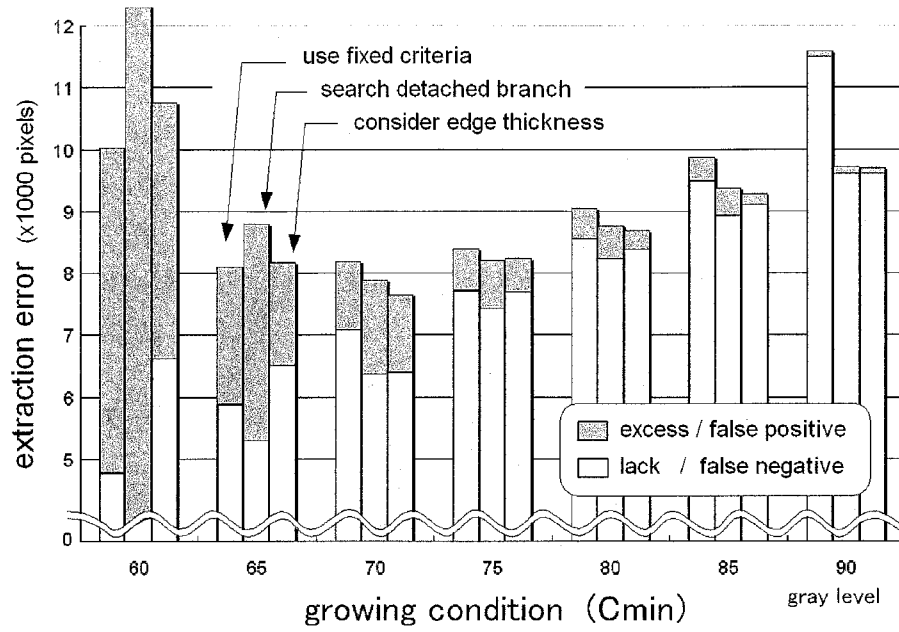


図 5-14 データIに対する抽出誤差の評価結果

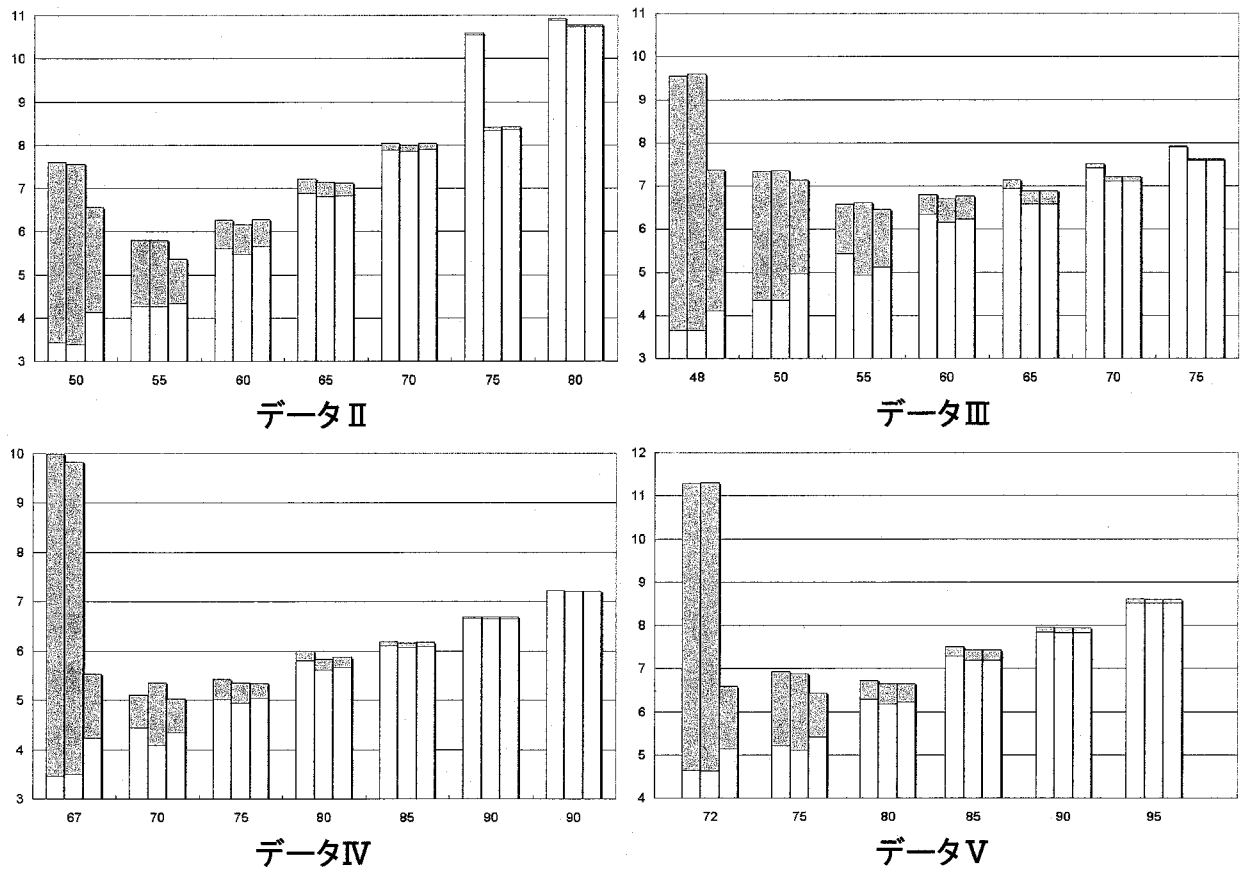


図 5-15 データII～Vに対する抽出誤差の評価結果

全ての  $c_{\min}$  において(2)の抽出不足量は(1)に比べて減少している。これは、途切れた先の血管が再接続されて抽出領域に加えられたためと考えられる。特に  $c_{\min}=90$  において大きく改善されているのは、後交通動脈の接続によるものである(図 5-9 参照)。

(3)も(2)と同様、近傍探索処理を行っているが、血管径と輝度の関係に基づいて抽出領域が制限されるため、(2)に比べてやや抽出不足気味となった。抽出不足の傾向は  $c_{\min}$  が小さくなるにつれて大きくなった。

### 5.5.3. 抽出過剰量の評価

抽出過剰量(棒の濃色領域)は  $c_{\min}$  を大きくするにつれて減少する。抽出過剰量に関する各方法の傾向は以下ようになった。

(2)の抽出過剰量は(1)より常に大きくなった。これは血管外領域への誤接続が新たに生じたためと考えられる。一方、(3)の抽出過剰量はその多くが(1)と同程度、もしくはそれ以下に抑えられている。これは(2)によって生じた誤接続の大半が、抽出領域の制限によって除去された結果と考えられる。

### 5.5.4. 抽出誤差の総合評価

総合的な抽出誤差は抽出不足量(false negative)と抽出過剰量(false positive)を勘案して評価される。本評価法において両者はともに線状領域の画素数であることから、ここでは両者を単純加算した値を総合誤差の評価値として用いた。これは図 5-14 における棒の高さとして示されている。

手法(1)~(3)の血管抽出アルゴリズムとしての優劣は、同一の拡張条件  $c_{\min}$  下での抽出誤差の大小から判定できる。実際の抽出時には、抽出誤差を最小にする  $c_{\min}$  (以後、これを「最適  $c_{\min}$ 」と記す)が使用されることから、ここではこの最適  $c_{\min}$  のもとで手法(1)~(3)の優劣比較を行った。

データIの最適  $c_{\min}$  の値は図 5-14 から 70 とわかる。また、データ II, III, IV, V については図 5-15 の各グラフからそれぞれ 55, 55, 70, 75 と得られる。各データのこれらの最適  $c_{\min}$  における誤差評価値を図 5-16 に示す。(1)~(3)の比較を容易にするため、グラフの縦軸は手法(1)の誤差評価値に対する比率で表している。

(2)は(1)よりも抽出不足量は少なくなるが、同時に抽出過剰量が増えるため、総合誤差は(1)より小さくなるとは限らない。今回用いた 5 例のデータでも、同等( $\pm 1\%$ 以内)3 例、改善と悪化が各1例となり、(2)の(1)に対する優位性は認められなかった。

一方、(3)は(2)に比べて抽出不足量はやや増加するが、抽出過剰量の減少が抽出不足量の増加を上回ることが多く、総合誤差は(1)よりも減る傾向が見られた。

図 5-16から明らかなように、最適  $c_{min}$  における手法(3)の総合誤差は、5例全てに対して(1)より減少しており、その減少率[%]はデータIから順に、6.5, 7.4, 1.9, 1.7, 7.2となった。以上の結果から、本提案手法(3)はMRAに対する血管抽出手法として有用であることがわかる。

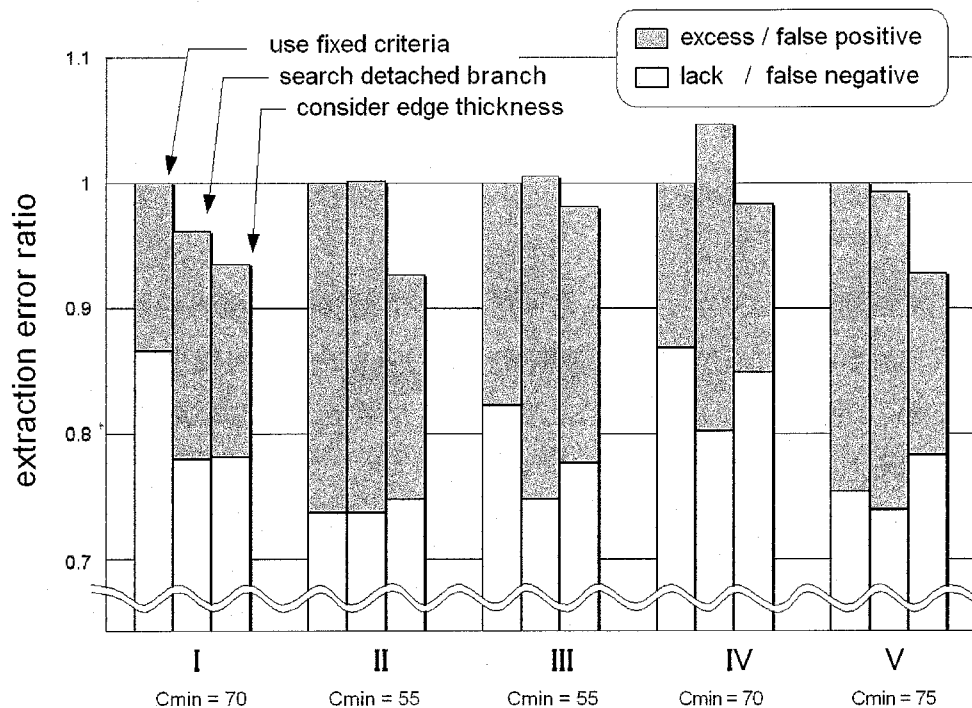


図 5-16 最適化した拡張条件下における、各MRAデータに対する抽出誤差

### 5.5.5. 処理時間の検討

データIの  $c_{min}=70$  における各方法の処理時間を表 5-3 に示す。通常のリージョン Growing(1)に対して枝単位のリージョン Growing(2)では10倍以上の時間がかかっている。これは拡張1サイクルごとに行われる連結性の判定処理が大きな負荷になっているためと考えられる。(3)ではさらに分枝の取捨選択処理が加わるため、抽出処理1回につき約5分の時間を要した。

表 5-3 各処理方法と処理時間

手法	拡張方式	端点探索	抽出画素数	処理時間
(1)	全方向	なし	128,956	23 秒
(2)	枝単位	なし	131,780	268 秒
(3)	枝単位	あり	134,989	304 秒

このように現状の枝単位のリージョングロウイングは処理速度にやや難があり、より少ない試行回数で、良好な結果を得るための工夫が必要である。例えば、最適  $c_{\min}$  の値は(1)～(3)ではほぼ一致することから、最適  $c_{\min}$  を求める際には処理速度の速い(1)を使うといった手法が考えられる。

### 5.5.6. 処理結果画像

本手法により抽出したデータⅠ，Ⅱ，Ⅲに対する血管領域3次元像を図 5-17 に示す。左側の (a), (c), (e) は頭頂部から頸部に向かって見た画像である。今回のデータではスライス像の解像度がスライス間隔よりも2～5 倍ほど高いため、3次元像はこの方向から見たときに最も高精細な像となる。

黄色の領域が、従来のリージョングロウイングで抽出された領域に相当する。青色の領域は、提案手法における枝の途切れ検出処理によって追加された領域である。枝の途切れが解消されたことにより、かなり細い血管まで抽出されていることがわかる。

データⅠ，Ⅱの右側(b),(d)は視点を変更した3次元像である。スライス方向の解像度がやや劣るⅡのデータではⅠに比べて血管が太くなり、また、ぼけの量も大きい。このようにスライス方向の解像度は3次元像の画質や抽出精度に大きな影響を与えるため、MRAデータを取得する際には、スライス方向の解像度をできる限りスライス像の解像度に合わせることが望ましい。

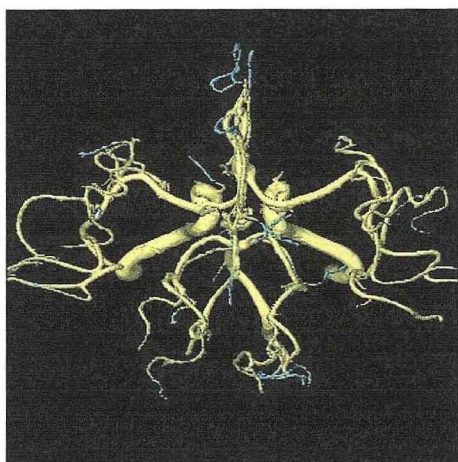
データⅢの右の画像(f)は抽出された各分枝を、その枝の属性をもとに、血管とそれ以外の領域に振り分けたものである(5.3.4. 参照)。血管は青色、血管外領域と判断された領域は黄色で示されている。血管外部と誤判断されてしまっている血管も一部に存在するが、多くの領域は正しく分別されていることがわかる。

## 5.6. むすび

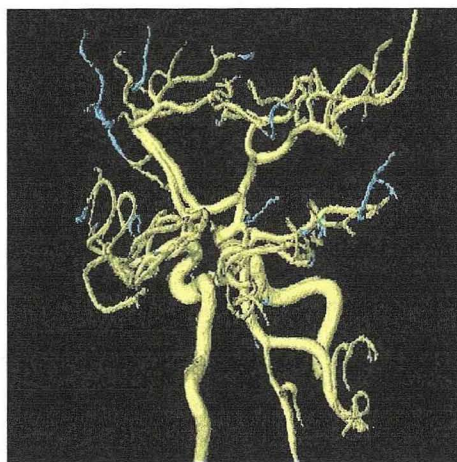
本章では、血管領域の抽出手法として考案した、枝単位のリージョングロウイングアルゴリズムについて述べた。実際のMRAデータを用いて抽出アルゴリズム、並びに、拡張条件の設定方法を検討するとともに、投影像をベースにした抽出結果に対する評価手法を考案した。

MRAデータ 5 例を用いて本手法による抽出を行い、通常のリージョングロウイングに比べてより精度の高い抽出結果が得られることを確認した。ただし、実用化にあたっては、その処理速度についてさらなる改善を図る必要がある。

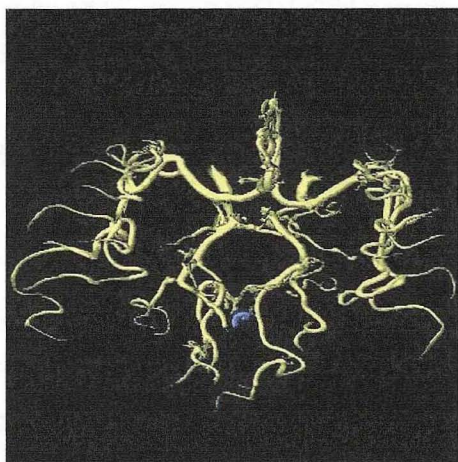




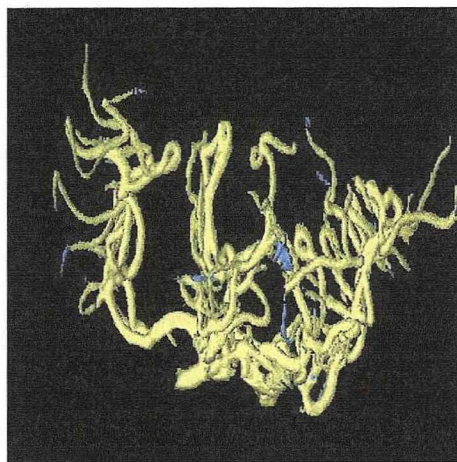
(a) データ I



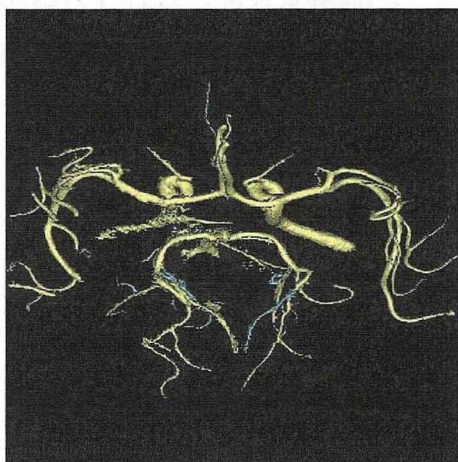
(b) データ I



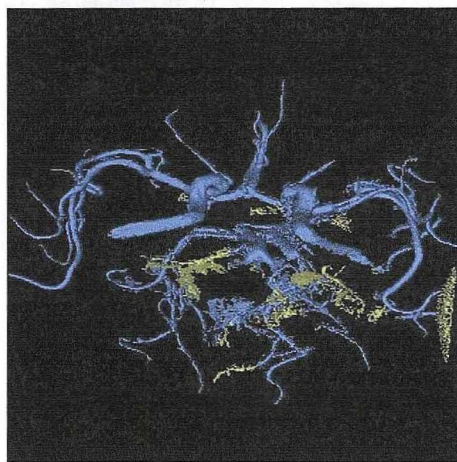
(c) データ II



(d) データ II



(e) データ III



(f) データ III

図 5-17 データ I, II, III に対する血管領域抽出結果の3次元像  
(a)-(e)の最終的な抽出領域は黄+青領域, (f)は青領域

## 第6章 結論

MRIやX線CTなどの医用画像撮影装置は年々進歩し、3次元データをはじめとする様々な体内情報の取得が可能となった。その一方、高解像度化・多次元化によってデータはますます巨大化の一途をたどり、撮像はしたものの、その一部しか活用されていないことも多いと聞く。実際、臨床現場において3次元データを構成する数百枚に及ぶスライス像を、一枚一枚観察することは明らかに非現実的な作業である。したがって、この膨大なデータの中から診断に有用な情報を、いかに効率良く取り出して提示できるかが、3次元データを有効活用する上での鍵になると考えられる。

3次元像は3次元データに含まれる大量の情報を、人間にとって最も理解しやすい形で提示できるという特長を持つことから、3次元データの取得が可能になって以来、その実用化に関する研究が各方面で熱心に行われてきた。手術シミュレーションなどの新しいアプリケーションも考案され、3次元像は医療現場においてすぐにも身近なものになると思われたが、整形外科などの分野においてすら、今なお臨床現場で日常的に利用されるまでには至っていない。

3次元データの取得が大きな問題とならなくなった今、3次元像の実用化を妨げている最大の要因は、3次元データからの領域抽出の困難さにあることは明らかである。これを解決するために、実用的な領域抽出手法の開発に主眼をおいて本研究を進めてきた。以下、本論文の内容を各章ごとにまとめ、最後に、残された課題について述べる。

第1章では、まず本研究の背景として、3次元像の医学利用における有用性とその位置づけを明らかにした。ついで、本研究の動機となった、3次元像実用化のために解決すべき問題点について述べた。

第2章では3次元画像作成の高速化・高画質化手法について述べた。まず3次元像表示手法の主流となっているボリュームレンダリングアルゴリズムについて解説した後、本研究において考案した、グレイレベルグラジェントの高速補間、Zバッファ作成手法の改善、サーフェスボクセルリストの活用など、それぞれの方法を用いた表示高速化手法について述べた。また、近年広く使われるようになってきたポリゴン描画方法の一種である、マーチング・キューブ法についても簡単に紹介した。

計算機の性能はこの十年間で飛躍的に向上し、それとともに3次元像の描画速度も向上した。しかし、3次元データの高解像度化も今なお進行中であることから、本論で述べた高速表示アルゴリズムの必要性は今後も変わることはないと思われる。

第3章では、3次元データに対する領域抽出手法について述べた。いかに高画質でリアル

に見える3次元像であっても、それが体内臓器や患部を正確に表わしていなければ、診断画像としてはむしろマイナスになりかねない。すなわち、領域抽出の重要性は3次元表示手法以上に高いといえる。3次元データに対する手作業抽出も従来から行われてきたが、現在の高解像度3次元データに対しては、それも不可能になりつつあり、抽出処理の自動化が強く求められている。しかし、領域抽出は本質的に、高度な画像認識力と解剖学的な知識があつて初めて可能となる処理であるため、これを自動化することは極めて難しい。

提案した抽出手法は、人間の画像認識力を積極的に利用することによって、信頼性を確保しつつ、抽出処理の効率化を図ることを狙ったものである。これを実現するために、連結部の自動検出・除去を行う手法である、逆リージョン Growing アルゴリズムを考案した。また、本抽出処理において操作者の作業を効率よく行うためのインターフェイスである3次元モニタを開発した。本章ではこれらの手法について説明を行った。

第4章では、第3章で述べた抽出手法が様々な種類・部位のデータに対して利用可能であることを、MRI4例、X線CT2例のデータを用いて示した。ここで用いたデータはスライス方向解像度の低いものが多くなったが、極端に解像度の低い1例を除き、目視評価において、ほぼ妥当な抽出結果が得られていることを確認した。より解像度が高く、等方的なデータを用いることにより、抽出精度のさらなる向上が期待できる。

第5章では血管領域の抽出手法について述べた。脳梗塞や心筋梗塞など血行障害が原因となって生ずる重大疾病は多く、血管領域に対する抽出処理の重要性は明らかである。第3章で述べた手法では血管の抽出に対応できないため、血管領域の抽出に特化した手法として、枝分かれ式リージョン Growing アルゴリズムを考案した。また、抽出結果を客観的に評価するために、投影像を用いた数値評価法を考案した。MRAデータ5例に対する抽出結果を評価したところ、全ての例について本手法による改善効果を確認した。

最後に今後の課題と展望について述べる。

提案手法において最初に行われるリージョン Growing では、大域、局所の2つの拡張条件を設定する必要がある。大域条件の設定値についてはある程度目安をつけることが可能であるが、局所条件についてはリージョン Growing を複数回試行しなければ、その適切な値がわからない。この点が本手法を実用化する上で最後に残された課題といえる。局所条件の導出アルゴリズムを考案するか、あるいは、局所条件に置きかえ可能な、設定のより容易な拡張条件を考える必要がある。

本抽出手法において操作者が行っている、はみ出し領域の認識を計算機側で行えるようになれば、完全な自動抽出が実現できる。医用画像の場合、信頼性の問題や処理結果に対する責任の所在を考えれば、抽出処理の完全自動化が必ずしも最善とはいえない面もあるものの、画像の性質や内容を計算機に理解させることは興味深いテーマのひとつである。今の

ところはパターンマッチングなどの力技的な手法しか思い浮かばないが、生体が行っている画像認識の処理過程が解明され、そのシミュレーションが計算機上で可能となった暁には、体内臓器を対象とする領域抽出処理も、ごく基本的な処理として実現されるようになることは想像に難くない。

最後に、本研究において開発した手法が、医療現場における診断・治療の一助になれば幸いに思う。



# 謝辞

本研究の機会を与えて頂き、日頃からご指導して頂いた、京都大学情報学研究科システム科学専攻 英保茂教授、杉本直三助教授、北川尚男技官、また、研究室の学生諸氏に心から感謝いたします。

また、本論文中使用した画像データを提供して頂いた、京都大学情報学研究科システム科学専攻 松田哲也教授、京都大学大学院医学研究科附属高次脳機能総合研究センター 福山秀直教授、花川 隆助手、浦山慎一助手に感謝いたします。

## 参考文献

- [1] 英保茂, 関口博之, “医用3次元画像の現状と動向,” Trans. IEE of Japan, Vol.113-C, No.5 (1993)
- [2] 鳥脇純一郎, “最近の医用画像3次元表示の基本手法,” 医用電子と生体工学, Vol.24, No.5, pp.293-303 (1986)
- [3] Marc Levoy, “Display of Surfaces from Volume Data,” IEEE CG&A, May, 1988, pp.29-37 (1988)
- [4] 英保茂, 関口博之, “3次元画像メモリを用いた実体断面・3次元表示システム,” 信学論(D), J72-D-II, pp.577-585 (1992)
- [5] 応用グラフィックス アスキー出版局 (1986)
- [6] Rosenfeld, “Digital Picture Processing, 2nd edition,” Vol.2, pp.138-145 (1982)
- [7] 画像処理標準テキストブック, 画像情報教育振興協会
- [8] 橋本征太郎, “マーチング・キューブズ法を用いた3次元 MR 画像表示ソフトの開発,” <http://mrlab.bk.tsukuba.ac.jp/mrlab/seitarou/help.html>
- [9] 佐野耕一, “医療における画像処理技術,” 計測制御, Vol.28, No.7, pp.579-587 (1989)
- [10] 小山和行, 松岡勇二郎, 西川純一, 飯尾正弘, “CT・MR 画像を用いた3次元画像,” 映像情報, Vol.21, No.17, pp.821-827 (1989)
- [11] S.Eiho, H.Sekiguchi, “A Display System for 3 Dimensional Object with Tomographic Grey Level Data,” Proc. of the annual int. conf. of the IEEE eng. in Medicine and Biology Society (1988)
- [12] K.H.Hohne, M.Riemer and U.Tiede, “Viewing operation for 3D tomographic gray level data,” Proc. Computer Assisted Radiology, 87, pp.599-609 (1987)
- [13] S.Eiho and M.Kuwahara, “3-D Reconstruction of the Left Ventricle,” 8<sup>th</sup> Conf. IEEE EMBS, pp.112-115 (1986)
- [14] 周藤安造, 黄 徳文, 古旗賢太郎, 内野正文, 河野 武, “改良型ボクセル法による脳腫瘍の3次元表示,” Medical Imaging Technology, Vol.6, No.3, pp.280-291 (1988).
- [15] J.D.Foley and A.VanDam, “Fundamentals of Interactive Computer Graphics,” Addison-Wesley (1982).
- [16] 鳥脇純一郎, 鈴木秀智, “医用3次元画像の解析・認識技法,” ME 誌, Vol.3, No.8, pp.18-26 (1989)
- [17] 江 浩, 鳥脇純一郎, 鈴木秀智, “領域情報とエッジ情報を併用したセグメンテーション

- の一手法,” 信学論 (D), J74-D-II, Vol.12, pp.1651-1660 (1990)
- [18] 関口博之, 佐野耕一, 横山哲夫, “ボリュームレンダリングに適した臓器セグメンテーション手法の提案,” JAMIT 第9回大会特集号, No.8, Vol.3, pp.233-234 (1990)
- [19] 関口博之, 佐野耕一, 横山哲夫, “リージョングロウイングをベースにした対話型3次元領域抽出手法,” 信学論 (D), J76-D-II No.2, pp.350-357 (1993)
- [20] 佐野耕一, 及川道雄, 磯部義明, “リージョングロウイング法による軟部組織の抽出と3次元表示,” Medical Imaging Technology, Vol.13, No.3, pp.189-194 (1995)
- [21] Y.Masutani, K.Masamune and T.Dohi, “Region-growing based feature extraction algorithm for tree-like objects,” Proc. of VGC'96, Visualization in Biomedical Computing, pp.161-167 (1993)
- [22] 柳原圭雄, 菅原徹雄, 杉本直三, “超高速シネX線CT画像を用いた脳底部血管の抽出,” 信学論 (D), VolJ76-D-II, No.12, pp.2522-2528 (1993)
- [23] Y.Masutani, T.Schiemann and Karl-Heinz Hohne, “Vascular shape segmentation and structure extraction using a shape-based region-growing model,” Proc. MICCAI'98, pp.1242-1249 (1998)
- [24] 錢鷹, 英保茂, “冠状動脈自動抽出のモフォロジカル手法,” Medical Imaging Technology, Vol.18, No.3 (2000)
- [25] 喜多泰代, Dale L.Wilson, J.Alison Noble, “3次元血管モデルのX線画像への実時間位置合わせ手法,” 信学論 (D), Vol.J76-D-II, No.2, pp.254-262 (2000)
- [26] Alejandro F.Frangi, et.al., “Quantitative Analysis of Vascular Morphology From 3D MR Angiograms: In Vitro and In Vivo Results,” Magnetic Resonance of Medicine, Vol.45, No.2, pp.311-322 (2001)
- [27] 田口順一, 藤森雅之, 佐野耕一, “3次元アンギオグラフィーにおける高速最大値投影処理方法,” 信学論 (D), Vol.J79-DII, No.1, pp.111-115 (1996)
- [28] Laifa Fang, Yi Wang, Bensheng Qiu, and Yuancheng Qian, “Fast Maximum Intensity Projection Algorithm Using Shear Warp Factorization and Reduced Resampling,” Magnetic Resonance of Medicine, Vol.47, No.4, pp.696-700 (2002)
- [29] 引地政征, 畑中雅彦, “血管の曲線近似モデルを用いた 3D MRA画像から脳血管網の表現,” Medical Imaging Technology, Vol.19, No.5, pp.345-354 (2001)
- [30] 番匠武蔵, 関口博之, 英保茂, “脳MRAからの MIP を用いた3次元血管抽出,” 第 46 回 SCI 講演論文集, pp.193-194 (2002)
- [31] Dale L. Wilson and J. Alison Noble, “Segmentation of Cerebral Vessels and Aneurysms from MR Angiography Data,” Proc. in Medical Imaging, pp.423-428 (1997)

[32]松本伸子, 藤井哲也, 江浩, 周郷延雄, 御任明利, 柴田家門, “MRA画像からの脳血管芯線抽出の精度評価,” 信学技報, MI2000-70, pp.117-122 (2001)

[33]The Visible Human Project, National Library of Medicine,  
[http://www.nlm.nih.gov/research/visible/visible\\_human.html](http://www.nlm.nih.gov/research/visible/visible_human.html)



# 関連発表

## 論文

3次元画像メモリを用いた実体断面・3次元表示システム

英保, 関口, 信学論(D), Vol.J72-D-II No.4, pp.577-585 (1989)  
(第2章)

リージョングローイングをベースにした対話型3次元領域抽出手法

関口, 佐野, 横山, 信学論(D), Vol.J76-D-II No.2 pp.350-358 (1993)  
(第3章)

枝単位リージョングローイングによる頭部MRAからの血管抽出

関口, 杉本, 英保, 信学論(D), Vol.J87-D-II No.1 pp.126-133 (2004)  
(第5章)

## 技術報告

枝分かれ式リージョングローイングによる頭部MRAからの血管抽出

関口, 杉本, 英保, 信学技報, MI2002-74 pp.29-34 (2002)

## 海外発表

Image Processing of Myocardial Contrast Echocardiograms with Intravenous Injection  
of Contrast for Evaluation of Myocardial Perfusion

Computers in Cardiology, 1995, pp.589-592 (1995)

A Display System for 3-Dimensional Object with Tomographic Grey Level Data

Proc. of the annual international conf. of the IEEE

Engineering in Medicine and Biology Society (1988)